

# FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de **INGENIERÍA AMBIENTAL**

“RELACIÓN ENTRE LA DISTRIBUCIÓN  
ESPACIAL DE LA TEMPERATURA DE  
SUPERFICIE TERRESTRE (LST) Y EL ÍNDICE  
NORMALIZADO DE VEGETACIÓN (NDVI) EN EL  
DISTRITO DE CAJAMARCA 2016-2019”

Tesis para optar el título profesional de:

**Ingeniero Ambiental**

**Autor:**

Frank Royston Gutierrez Jara

**Asesor:**

Ing. Maryuri Yohana Vega Eras

<https://orcid.org/0000-0001-5190-0146>

Cajamarca - Perú

### JURADO EVALUADOR

Jurado 1 Presidente(a)	<b>Gladys Sandi Licapa Redolfo</b>	<b>41379556</b>
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

Jurado 2	<b>Irma Geralda Horna Hernández</b>	<b>40317442</b>
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

Jurado 3	<b>Julián Ricardo Díaz Ruiz</b>	<b>09294063</b>
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

## **DEDICATORIA**

Le dedico este trabajo a José quien fue mi maestro en la vida, y a Jessica y Alicia  
por su infinita paciencia conmigo.

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco a mis familiares por haberme dado la oportunidad de formarme académicamente, a mis profesores que compartieron conmigo su experiencia y a Dios que nunca me abandonó en todo este camino.

**Tabla de contenido**

JURADO EVALUADOR	2
DEDICATORIA	3
AGRADECIMIENTO	4
TABLA DE CONTENIDO	5
ÍNDICE DE TABLAS	7
ÍNDICE DE FIGURAS	8
ÍNDICE DE ECUACIONES	9
RESUMEN	10
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	11
CAPÍTULO II: METODOLOGÍA	17
2.1. Tipo de investigación	17
2.2. Población y muestra	17
2.3. Técnicas e instrumentos de recolección de datos	18
2.4. Técnicas e instrumentos de procesamiento de datos	18
2.5. Procedimiento	19
2.5.1. Área de estudio	19
2.5.2. Creación de un shapefile para el distrito de Cajamarca	20
2.5.3. Criterios para la selección de imágenes satelitales	20
2.5.4. Descripción de las imágenes satelitales	21
2.5.5. Creación de los shapefiles de las muestras	22
2.5.6. Ubicación de las muestras	23
2.5.7. Obtención del NDV para cada muestra	24
2.5.8. Obtención del LST para cada muestra	26
2.5.9. Extracción de los valores de LST y NDVI	27
2.5.10. Pruebas de normalidad	28
2.5.11. Test de hipótesis	29
CAPÍTULO III: RESULTADOS	30
CAPÍTULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	34

REFERENCIAS	37
ANEXOS	40

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Variables, técnicas e instrumentos de recolección de datos .....	18
Tabla 2: Técnicas e instrumentos de procesamiento de datos .....	18
Tabla 3. Descripción de los datos Landsat del sensor OLI_TIRS .....	21
Tabla 4. Test de normalidad para los índices LST y NDVI .....	28
Tabla 5. Desviación media, máxima (máx.), mínima (mín.) y estándar (DE) de NDVI y LST por fecha y tipo de cobertura .....	30
Tabla 6. Correlaciones LST- NDVI por fecha y tipo de cobertura.....	31
Tabla 7. Test de hipótesis para la correlación LST – NDVI.....	32

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Diagrama de flujo del proceso de obtención imágenes satelitales. ....	21
<b>Figura 2.</b> Modelo de muestreo para la creación de shapefiles de muestras en el distrito de Cajamarca.....	23
<b>Figura 3.</b> Ubicación de los puntos de muestreo.....	24
<b>Figura 4.</b> Modelo de obtención del NDVI para cada muestra. ....	26
<b>Figura 5.</b> Modelo de obtención del LST para cada muestra. ....	27
<b>Figura 6.</b> Modelo de extracción de los valores de LST y NDVI para cada muestra.....	28
<b>Figura 7.</b> Mapa Topográfico del Distrito de Cajamarca.....	40
<b>Figura 8.</b> Mapa de Cobertura del suelo del Distrito de Cajamarca.....	41
<b>Figura 9.</b> Mapa de la red hidrográfica del distrito de Cajamarca.....	42
<b>Figura 10.</b> Shapefiles ZEE-OT de Cajamarca.....	43
<b>Figura 11.</b> Selección por atributos para la creación del nuevo shapefile del distrito de Cajamarca.....	43
<b>Figura 12.</b> Creación de un punto aleatorio de muestreo. ....	44
<b>Figura 13.</b> Adición de las coordenadas XY al punto aleatorio. ....	44
<b>Figura 14.</b> Creación de los campos “X” y “Y “ en puntos aleatorios. ....	44
<b>Figura 15.</b> Cálculo de los campos “X” y “Y” para una geometría rectangular.....	44
<b>Figura 16.</b> Conversión de puntos XY a línea.....	45
<b>Figura 17.</b> Conversión de línea a rectángulo de muestreo.....	45
<b>Figura 18.</b> Conversión a reflectancia TOA con corrección de ángulo solar para una imagen Landsat 8. ....	46
<b>Figura 19.</b> . Cálculo del NDVI para una imagen Landsat 8.....	46
<b>Figura 20.</b> Corte del NDVI para una muestra.....	46
<b>Figura 21.</b> Cálculo del LST para una imagen Landsat 8. ....	47
<b>Figura 22.</b> Corte del NDVI para una muestra. ....	47
<b>Figura 23.</b> Extracción del NDVI para una muestra. ....	48
<b>Figura 24.</b> Extracción del LST para una muestra. ....	48
<b>Figura 25.</b> Escena de las bandas 4 de las imágenes satelitales con corrección atmosférica. ....	50
<b>Figura 26.</b> Escena de las bandas 5 de las imágenes satelitales con corrección atmosférica. ....	52
<b>Figura 27.</b> Escenas de NDVI capturada en muestras de pasto.....	53
<b>Figura 28.</b> Escenas de NDVI capturada en muestras de bosque.....	54
<b>Figura 29.</b> Escenas de NDVI capturada en muestras agrícolas. ....	55
<b>Figura 30.</b> Escenas de NDVI capturadas en muestras de pasto. ....	56
<b>Figura 31.</b> Escenas de NDVI capturadas en muestras de bosque. ....	57
<b>Figura 32.</b> Escenas de NDVI capturadas en muestras agrícolas.....	58



## ÍNDICE DE ECUACIONES

<b>Ecuación 1.</b> Reflectancia aparente (TOA) en una imagen Landsat 8 .....	24
<b>Ecuación 2.</b> NDVI propuesta por Rouse & otros (1974).....	25

## RESUMEN

El objetivo de la investigación fue determinar la relación entre la distribución espacial de la temperatura de la superficie terrestre (LST) y el índice normalizado de vegetación (NDVI) en el distrito de Cajamarca para el periodo 2016-2019, partiendo de la hipótesis de que la temperatura superficial terrestre puede ser correlacionada con la presencia de vegetación en el distrito de Cajamarca. Por ello mediante el procesamiento de 8 imágenes Landsat 8 del área de estudio obtenidas del Servicio Geológico de EE. UU desde el 01/01/2016 al 31/12/2019 en el software ArcGis, se calculó el LST y NDVI en 8 muestras de pasto, bosque y cultivo agrícola del distrito de Cajamarca, y se realizó el test de hipótesis para correlación entre las variables LST y NDVI por fechas y tipo de cultivo en el área de estudio. Se encontró que con riesgo máximo de equivocarnos de 0.05, la correlación entre el LST y NDVI en el distrito de Cajamarca fue negativa de moderada a fuerte y esta fue hallada predominantemente en muestras agrícolas y de bosque en la estación seca, por el contrario en muestras de pasto no predominaron correlaciones lineales en ninguna estación.

**PALABRAS CLAVES:** “NDVI”, “temperatura superficial”, “Coberturas vegetales”, “imágenes Landsat 8”, “teledetección”.

## CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

Según Wanjiku et al. (2013) citando a Findell et al. (2007) La temperatura de la superficie terrestre (LST por sus siglas en inglés) es una propiedad de la superficie de la tierra que hace referencia a la temperatura de la interfase existente entre la superficie terrestre y la atmósfera, esta propiedad varía espacial y temporalmente en función a la cubierta vegetal, la humedad superficial, el tipo de suelo, la topografía y las condiciones meteorológicas (pp. 1).

Quispe (2020) señala que la temperatura superficial controla el intercambio de calor y agua superficial con la atmósfera, la interacción entre la temperatura y la vegetación, diferencia el tipo de cobertura del suelo, tiene influencia en las características del vegetal y el aumento de la cubierta (pp. 2).

Yan et al. (2020) mencionan que el cambio anual en LST impacta en el desarrollo humano, como por ejemplo en la mortalidad humana producto de una serie de altas temperaturas no vistas en décadas, las olas de calor que rompen récords históricos y producen incendios forestales que amenazan la vida y el desarrollo económico (pp. 1). Además, Carvajal & Pabón (2016) citando a Srivastava et al. (2009) mencionan que el LST es un indicador de cambio ambiental asociado a la actividad humana, por lo que es un factor importante en estudios de cambio global especialmente en el control del calentamiento global (pp. 192).

Guha & Govil (2020) citando a Carlson et al. (1997) y Sobrino et al. (2004) mencionan que el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI por sus siglas en inglés) se usa de manera directa para determinar la emisividad de la superficie terrestre por

lo que es un factor determinante en la estimación del LST (pp. 2). Y, citando a Yue et al. (2007), Gorgani et al. (2013) y Govil et al. (2019) mencionan que la naturaleza y la justeza de la relación entre el LST y el NDVI dependerán estrechamente de las condiciones espaciales y temporales en las que se desarrollen (pp 2). Finalmente, mencionan que varios estudios sobre el análisis de la variación estacional de la relación LST-NDVI se han realizado en ciudades tropicales, encontrando que el LST construye una fuerte relación negativa con el NDVI, y cuya negatividad puede cambiar con la temporada, siendo en la estación húmeda donde se refleja una fuerte correlación negativa en comparación con la seca que a la vez posee menor contenido de humedad. Por último, esta relación puede cambiar con el cambio del tipo de superficie terrestre, siendo las superficies con vegetación las que construyen una fuerte correlación, mientras que la fuerza de la correlación se reduce en superficies con tierra desnuda, edificaciones y agua (p.2).

Malik et al. (2019) mencionan que estudios multi-temporales previos que analizan la información espacial y termal-ambiental sugieren que hay una fuerte correlación negativa entre el LST y NDVI en zonas urbanas aun cuando el NDVI cambia mucho con las temporadas (pp. 26). Sin embargo, como menciona Carvajal et al. (2014) estudios anteriores no han hecho suficiente énfasis en analizar la relación entre el LST y NDVI en zonas rurales e identificar así si las fuertes transformaciones del paisaje pueden generar cambios en la temperatura de la superficie que pueden estar contribuyendo al calentamiento global (pp. 96-97). Y, citando a Owen et al. (1998) menciona que algunas investigaciones han demostrado que la particiones del calor sensible y latente, y por lo tanto la respuesta de la temperatura de la superficie terrestre es modulada por la cobertura vegetal y el contenido de agua sobre el suelo (pp. 96). Por último menciona que surge el

problema de que en contraste con las ciudades las coberturas vegetales tienen una distribución más amplia y deben ser analizadas en profundidad para identificar la forma en que la distribución espacial de estas coincide con las variaciones de la temperatura superficial (pp. 96).

La presente investigación busca responder a la siguiente pregunta: ¿Cuál es la relación entre la distribución espacial de la temperatura de superficie terrestre (LST) y el índice normalizado de vegetación (NDVI) en el distrito de Cajamarca para el periodo 2016-2019?. El objetivo planteado es determinar la relación entre la distribución espacial de la temperatura de la superficie terrestre (LST) y el índice normalizado de vegetación (NDVI) en el distrito de Cajamarca para el periodo 2016-2019. Es por ello que se plantea la hipótesis de que la temperatura superficial terrestre en el distrito de Cajamarca puede ser correlacionada con la presencia de vegetación.

Respecto a los estudios que han analizado la relación entre el NDVI y LST en zonas neotropicales, se encuentran:

Gonzaga (2014), quien analizó la correlación entre el índice de vegetación NDVI y la temperatura, para ello utilizó imágenes satelitales Landsat 7 y Aster de la zona centro de la provincia de Loja (Ecuador). Entre otros resultados encontró que el valor del coeficiente de correlación LST-NDVI fue negativo ( $r = -0.328$ ) y con un riesgo (máximo) de equivocarse de 0.05, concluye que no existe una correlación significativa entre los valores de los índices de vegetación y los de las superficies de precipitación y temperatura obtenidas, sin embargo aclara que las insuficiencias y vacíos de datos climáticos en el área de estudio, no permitieron obtener superficies de precipitación y temperatura adecuadas;

esto influyó al momento de establecer correlaciones entre estas variables climáticas y los índices de vegetación.

Moreno (2017) quien en el bosque húmedo de montaña en Hidalgo, México, mediante imágenes satelitales Landsat tomadas en la época seca del periodo 2013 – 2016, generó modelos de regresión para explicar el valor mensual del NDVI y un modelo general para toda la época seca del periodo analizado, indentificando que en la mayoría de modelos las variables que explican la heterogeneidad del NDVI para los valores mensuales fueron el relieve y la precipitación, mientras que en la época seca las variables que explican el más alto porcentaje del NDVI son la temperatura y el relieve.

Pucha-Cofrep (2021) quien estudio la correlación el NDVI y otras variables ambientales en el bosque de la Reserva Natural Lapuna y el bosque húmedo de la Reserva Biológica San Francisco ambas ubicadas en el sur de Ecuador, mediante el uso de imágenes satelitales Landsat 7 señala que en el bosque seco las precipitaciones regulan directamente el incremento diamétrico y la producción de hojas durante los meses lluviosos. Mientras que en el bosque húmedo las lluvias que son permanentes y sin una estacionalidad bien definida durante el año, hacen que el crecimiento de los árboles dependa en mayor medida de otras variables como la temperatura, suelos, e intensidad de luz.

Tiedermann & Zerda (2008) en la provincia Santiago del Estero, Argentina analizaron las relaciones y tendencias mensuales entre el NDVI y los datos de las precipitaciones y temperatura en muestras de bosque nativo y pastizal natural, mediante el uso de imágenes LANDSAT señalan que el NDVI en el bosque presenta una mayor estabilidad ante las variaciones de temperatura comparado con el pastizal natural,

posiblemente debido a la diversidad de especies que los componen generándose un efecto buffer.

Trujillo (2012), quién en el Valle de Aburra – Colombia y sus zonas rurales cercanas mediante el uso de imágenes satelitales Landsat entre los años 1986 y 2010, estimó la temperatura superficial y el índice de vegetación normalizada, con el fin de correlacionar dos variables y establecer la influencia de la temperatura en la temperatura superficial. Encontrando correlaciones entre ambos índices entre los -0.47 y -0.73, lo cual indica la existencia de correlaciones inversas moderadas entre la vegetación y temperatura superficial.

Zarrate & Triana (2018) quienes en la cuenca del río Saldaña, Colombia mediante el uso de imágenes Landsat del periodo comprendido entre los años 1989 a 2014, poder calcular la temperatura superficial y el índice de diferencia normalizada de vegetación (NDVI) para establecer su comportamiento y relación entre ellos. Determinaron así que la temperatura superficial es inversamente proporcional al índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), con una correlación moderada entre ambos índices, concluyen que el NDVI no es la principal variable para el cálculo de la TS y su dependencia de la misma, sino que en esta última también inciden otros factores como los fenómenos del niño y la niña, los ciclos interanuales de precipitación y otros más.

Finalmente, a modo de justificación cabe mencionar que la relación entre el NDVI y LST ha sido estudiado en ecosistemas templados, sin embargo en ecosistemas tropicales ha sido muy poco estudiado, por lo que se considera adecuado contribuir al conocimiento sobre el tema mediante una tesis descriptiva no experimental denominada “Relación entre la distribución espacial de la temperatura de la superficie terrestre (LST) y el índice

normalizado de vegetación (NDVI) en el distrito de Cajamarca para el periodo 2016-2019”, la cual permitirá la aplicación de los conocimientos adquiridos en el uso de herramientas GIS, y servirá además como material bibliográfico para otros estudiantes que deseen analizar la relación entre ambos índices en zonas neotropicales.



## **CAPÍTULO II: METODOLOGÍA**

### **2.1. Tipo de investigación**

El presente estudio es una investigación de tipo cuantitativa, pues se evaluará la relación entre la temperatura superficial terrestre y el estado de la vegetación en el distrito de Cajamarca mediante los coeficientes de correlación lineales. Al respecto, según Hernández Sampieri (2014), en el enfoque cuantitativo se miden las variables establecidas de la pregunta de investigación y luego se analizan dichas mediaciones utilizando métodos estadísticos para finalmente obtener conclusiones (p.4).

El nivel de investigación es correlacional, ya que se analizará la relación entre las variables LST y NDVI de una muestra y población correspondiente al distrito de Cajamarca. Al respecto, Hernández Sampieri (2014) señala que, este tipo de estudios tiene como finalidad conocer la relación o grado de asociación que exista entre dos o más conceptos, categorías o variables en una muestra o contexto en particular (p.93).

El diseño de investigación es no experimental-longitudinal, ya que se tomarán datos en diferentes años. Al respecto, Hernández Sampieri señala que, la investigación no experimental podría definirse como aquella que se realiza sin manipular deliberadamente variables (p.152). Asimismo, dicho autor señala que, el diseño longitudinal es aquel que analiza los cambios en el tiempo de un evento, fenómeno o contexto (p.154).

### **2.2. Población y muestra**

#### **Unidad de análisis**

Valor del pixel en Temperatura (C°) y NDVI.

#### **Población**

Distrito de Cajamarca (382.7 km<sup>2</sup>).

## Muestra

8 muestras de bosque, 8 muestras de pasto y 8 muestras de cultivos agrícolas del distrito de Cajamarca.

### 2.3. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Tabla 1  
*Variables, técnicas e instrumentos de recolección de datos*

Objetivo específico	Indicador	Técnica	Instrumento	Fuente bibliográfica de la técnica
Realizar mapas temáticos sobre el LST y NDVI en el distrito de Cajamarca para el periodo 2016-2019	Valor del pixel en temperatura (°C) del suelo.  Valor del pixel en NDVI.	Fotointerpretación.  Percepción Remota.  Observación.	Imágenes satelitales: LANDSAT 8.	USGS (U.S. Geological Survey).  NDVI (Normalized Difference Vegetation Index).  LST (Land Surface Temperature).
Analizar la correlación entre el LST y el NDVI en el distrito Cajamarca para el periodo 2016-2019.	Coefficiente de correlación de Pearson o Spearman negativo, positivo o nulo.	Correlación de Pearson o Spearman.	Imágenes satelitales Landsat 8.	Correlación lineal

**Nota:** Elaborado por Frank Gutiérrez Jara (2022).

### 2.4. Técnicas e instrumentos de procesamiento de datos

Tabla 2  
*Técnicas e instrumentos de procesamiento de datos*

Técnica	Instrumentos
- Estadística descriptiva.	- Software ArcGis 10.4.
- Histograma.	- Microsoft Excel 2019.

**Nota:** Elaborado por Frank Gutiérrez Jara (2022).

## **2.5.Procedimiento**

### **2.5.1. Área de estudio**

#### **2.5.1.1. Localización geográfica**

Según Labán (2016) el distrito de Cajamarca se encuentra ubicado en el departamento de Cajamarca, provincia de Cajamarca. Sus coordenadas UTM son: UTM: 774272 E y 9207084.8 N. Tiene una extensión territorial de 382,74 km<sup>2</sup> y abarca el 12,84% de la provincia del mismo nombre. Limita al noroeste con la provincia de San Pablo, al oeste con los distritos de Chetilla y Magdalena, al sur con el distrito de San Juan, al este con el distrito de Los Baños del Inca, y al noroeste con el distrito de La Encañada (pp. 39-40).

#### **2.5.1.2. Cobertura vegetal y suelos**

Según Poma y Alcántara (2012), los suelos del distrito de Cajamarca, son suelos desarrollados a partir de rocas volcánicas in situ (pp. 19). Reyes (2008) ha identificado trece unidades de cobertura, las cuales son plantación forestal, cultivos, pasto cultivado, bosque natural, pasto natural, vegetación herbácea rala, vegetación arbustiva, área urbana, caminos, área de extracción (mina), suelo desnudo, cuerpos naturales de agua, cuerpos artificiales de agua y zona sin información (pp. 35).

#### **2.5.1.3. Hidrografía**

Según Reyes (2008), existen siete microcuencas que suman 2716,9 hectáreas y se encuentran principalmente al norte del distrito (pp. 48).

#### **2.5.1.4. Clima**

Según Reyes (2008) que cita a la Corporación Peruana de Aeropuertos y Aviación Comercial (CORPAC, 2006), el clima del distrito de Cajamarca está compuesto por tres

tipos: sub húmedo y templado que domina el Sur del distrito, clima sub húmedo y semifrío que domina el oeste del distrito, y clima húmedo y frío que domina el Norte del distrito (pp. 11).

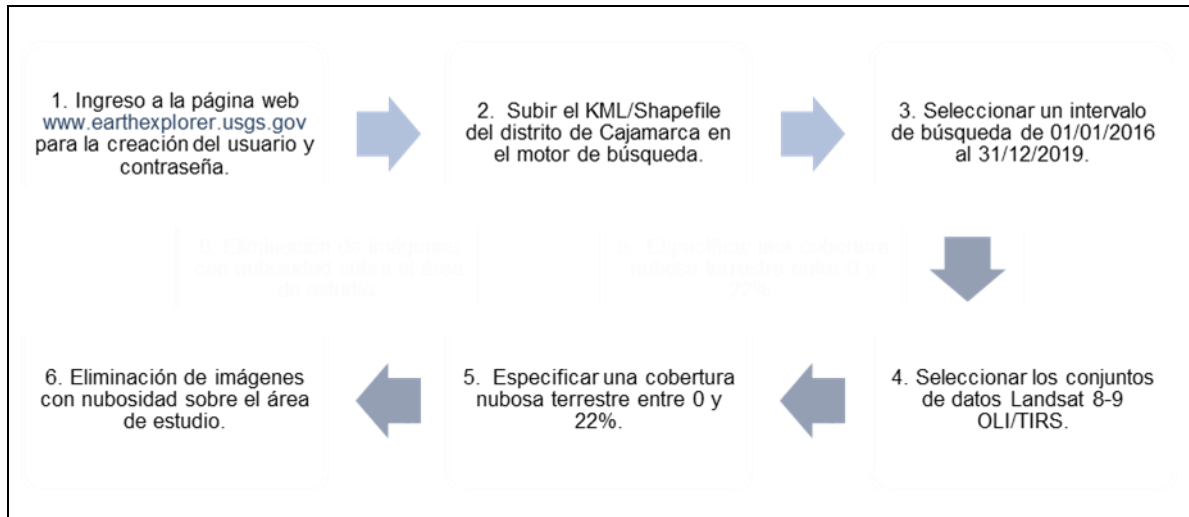
### **2.5.2. Creación de un shapefile para el distrito de Cajamarca**

Como se observa en la figura 4 el shapefile de los distritos de Cajamarca se descargó de la Mapoteca Virtual del Gobierno Regional de Cajamarca (<https://zeeot.regioncajamarca.gob.pe/node/588>). Posteriormente en el software Arcgis 10.4 a partir del shapefile de los distritos de Cajamarca descargado anteriormente se obtuvo un nuevo shapefile correspondiente solo al distrito de Cajamarca empleando la herramienta “seleccionar por atributos” de la tabla de atributos como se observa en la figura 5.

### **2.5.3. Criterios para la selección de imágenes satelitales**

La figura 6 muestra el proceso de obtención de imágenes satelitales del presente estudio, en primer lugar fue necesario crear un usuario y contraseña en el geoservidor USGS del Servicio Geológico de los EE. UU, (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) y después emplear el motor de búsqueda y aplicar las siguientes acciones: subir un archivo de delimitación del área de interés correspondientes al KML/Shapefile del distrito de Cajamarca, designar un intervalo de tiempo para la búsqueda que va del 01/01/2016 al 31/12/2019 y finalmente seleccionar un conjunto de datos satelitales correspondientes al satélite Landsat 8 OLI/TIRS. Adicionalmente, se agregó un filtro correspondientes al porcentaje de cobertura nubosa terrestre que se estableció en un rango entre 0 y 22 % ya que al respecto, Holmes, Hain & otros (2016) establecen un valor de referencia en el que el porcentaje de cobertura nubosa (entre 0 y 20%) no afecta la estimación satelital del LST.

Finalmente, mediante inspección visual de los resultados encontrados en el paso anterior se descartaron aquellas imágenes que tenían exceso nubosidad localizada sobre la superficie de estudio que en este caso corresponde al distrito de Cajamarca, obteniéndose 8 imágenes satelitales con las que se trabajaran en este estudio.



**Figura 1.** Diagrama de flujo del proceso de obtención imágenes satelitales.

**Nota:** Elaborado por Frank Gutiérrez Jara (2022).

#### 2.5.4. Descripción de las imágenes satelitales

Como se observa en la Tabla 3 se adquirieron un total de 8 imágenes satelitales, de ellas 5 pertenecieron a meses de la estación seca: mayo, junio, julio y agosto, y tres a meses de la estación lluviosa: enero, noviembre y diciembre. Por otro lado todas las imágenes fueron tomadas en horario diurno: 3 de ellas a las 15:21 horas y 5 de ellas a las 15:22 horas, los paths/rows fueron 9/65 en todas, y los porcentajes de cobertura nubosa variaron para cada una en un rango que va desde 3.51 % hasta 21.17 %.

Tabla 3.  
*Descripción de los datos Landsat del sensor OLI\_TIRS*

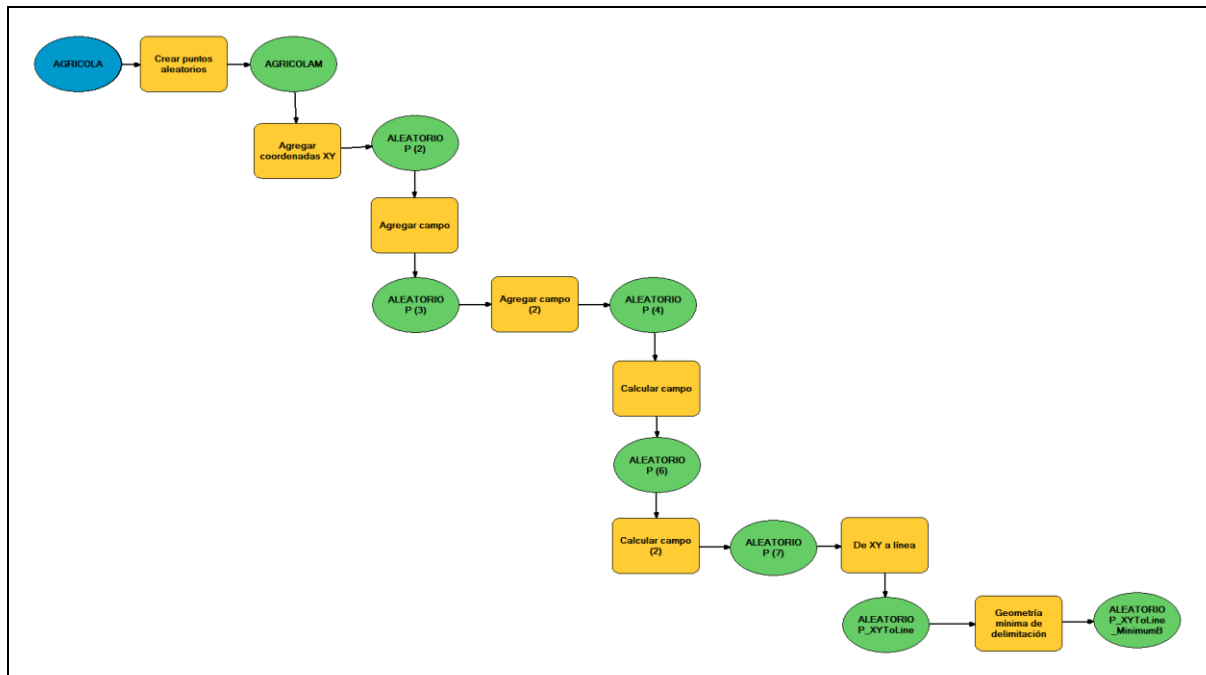
Fecha de Adquisición	Satélite	Hora	Path/Row	Cobertura nubosa (%)
22-Jun-2016	Landsat 8 OLI_TIRS	15:21	9/65	13.30
13-Nov-2016	Landsat 8 OLI_TIRS	15:22	9/65	3.51
25-Jun-2017	Landsat 8 OLI_TIRS	15:21	9/65	8.03
27-Jul-2017	Landsat 8 OLI_TIRS	15:22	9/65	21.17

03-Ene-2018	Landsat 8 OLI_TIRS	15:22	9/65	11.69
05-Dic-2018	Landsat 8 OLI_TIRS	15:22	9/65	2.03
30-May-2019	Landsat 8 OLI_TIRS	15:21	9/65	12.50
18-Ago-2019	Landsat 8 OLI_TIRS	15:22	9/65	5.38

**Nota:** Elaborado por Frank Gutiérrez Jara (2022).

### 2.5.5. Creación de los shapefiles de las muestras

La figura 2 corresponde al modelo de muestreo para la creación de shapefiles de muestras en el distrito de Cajamarca construido en Arcgis 10.4, con el que se desean crear 3 rectángulos con las dimensiones 200 x 100 m cada uno para este fin, para ello se empezó por crear un punto aleatorio contenido en el shapefile del distrito de Cajamarca en este caso para la primera muestra, al cual se añadieron coordenadas XY. A continuación, se desea crear un segundo punto ubicado a 200 m de la coordenada “X” y 100 m de “Y”, para ello se agregaron los campos “X” y “Y” al punto anterior y se calcularon dichos campos mediante las siguientes expresiones: “[POINT\_x] + 200” y “[POINT\_Y] + 100”. Luego, fue creada la línea diagonal del rectángulo de muestreo, para ello se utilizó la herramienta de Arcgis “de XY a línea” con los campos de inicio: “POINT\_X” y “POINT\_Y”, y los campos finales: “X” y “Y”. Y se creó el primer rectángulo de muestreo utilizando la herramienta de Arcgis “Geometría mínima de delimitación” con los campos: “Entidades de entrada” correspondiente a la línea diagonal obtenida en el paso anterior y en “Campos de grupo” las opciones “X” y “Y” seleccionadas. Finalmente, para crear los otros rectángulos de muestreo se volvió a correr el modelo dos veces más.



**Figura 2.** Modelo de muestreo para la creación de shapefiles de muestras en el distrito de Cajamarca.

**Nota:** Extraído del software Arcgis 10.4.

### 2.5.6. Ubicación de las muestras

La figura 3 muestra la ubicación de los puntos de muestreo para la estimación del NDVI y LST en el distrito de Cajamarca, donde M1 corresponde a una muestra de pasto, M2 a una muestra de bosque y M3 a una muestra de cultivo agrícola.

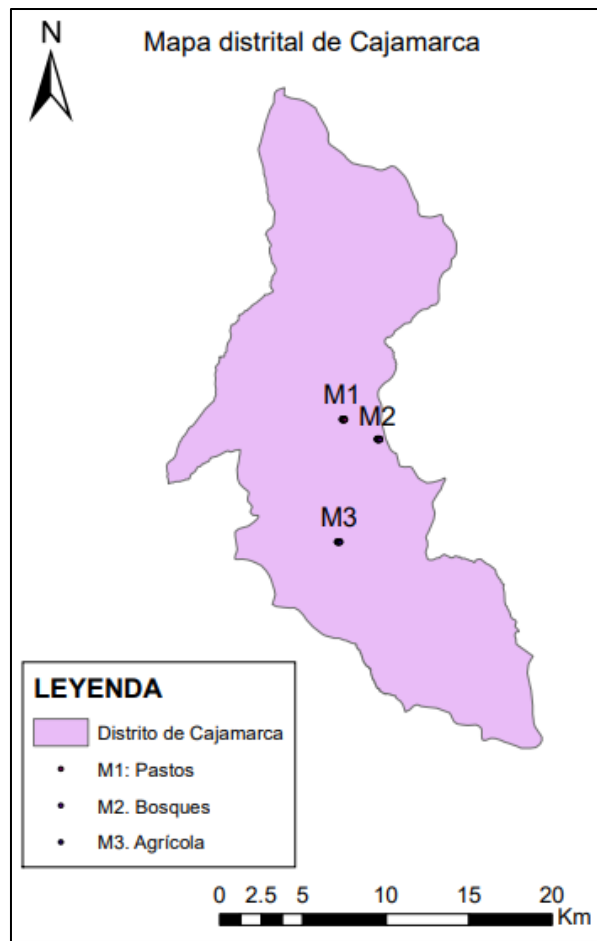


Figura 3. Ubicación de los puntos de muestreo.

### 2.5.7. Obtención del NDV para cada muestra

La figura 4 muestra el modelo de obtención del NDVI para cada muestra, en el que se realizó la corrección atmosférica de las bandas 4 y 5 de la imagen satelital mediante la herramienta de Arcgis “Calculadora ráster” en la que se digitó la ecuación para determinar la reflectancia aparente (TOA) en una imagen Landsat 8:

$$p_{\lambda} = \frac{M_p Q_{cal} + A_p}{Sen(\theta_{SE})} \quad \text{(Ecuación 1)}$$

Dónde:



$p_{\lambda}$ : reflectancia planetaria TOA, con corrección del ángulo solar.

$Q_{cal}$ : valor del pixel en  $D_n$ .

$M_p$ : factor de escala multiplicativa de reflectancia para la banda.

$A_p$ : factor de escala aditivo de reflectancia para la banda.

$\Theta_{SE}$ : ángulo de elevación del sol local.

En ella se reemplazaron “ $Q_{cal}$ ” por las bandas 4 ó 5 y; “ $M_p$ ”, “ $A_p$ ” y “ $\Theta_{SE}$ ” por los valores numéricos especificados en el archivo “MTL” que se descargó junto a la imagen satelital. A continuación, se calculó el NDVI también mediante la herramienta “Calculadora ráster” digitando la ecuación propuesta por Rouse & otros (1974):

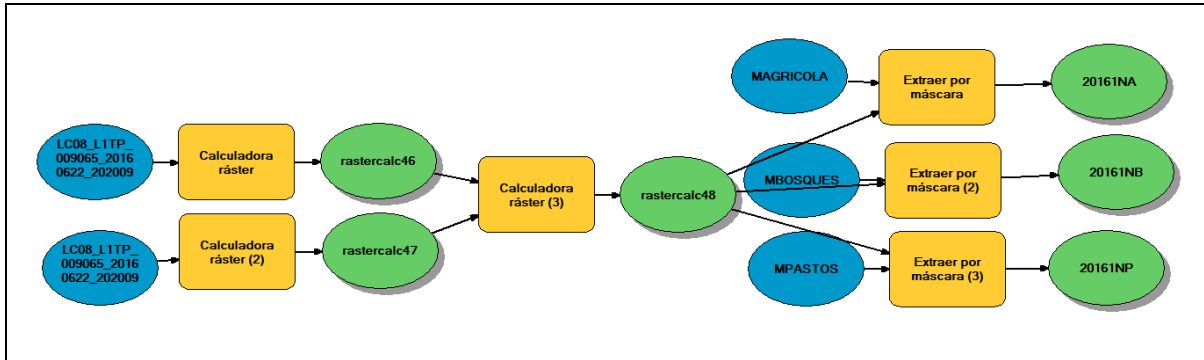
$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (\text{Ecuación 2})$$

Dónde:

$NIR$ : luz del infrarrojo cercano (banda 5).

$R$ : luz roja visible (banda 4).

En ella se reemplazaron los campos “ $NIR$ ” y “ $R$ ” por los rásters de las bandas 5 y 4 respectivamente, que fueron corregidos atmosféricamente en el paso anterior. Luego, para obtener el NDVI en los tres rectángulos de muestreo se utilizó la herramienta “Extraer por máscara”, en ella se designó como “Entidades de entrada” el ráster del NDVI obtenido en el paso anterior y como “Entidades de recorte” a cada uno de los tres shapefiles de muestreo creados. Finalmente, para obtener el NDVI en los rectángulos de muestreo para las otras imágenes satelitales se volvió a correr el modelo siete veces más reemplazando en cada oportunidad las bandas 4 y 5 de la imagen correspondiente.

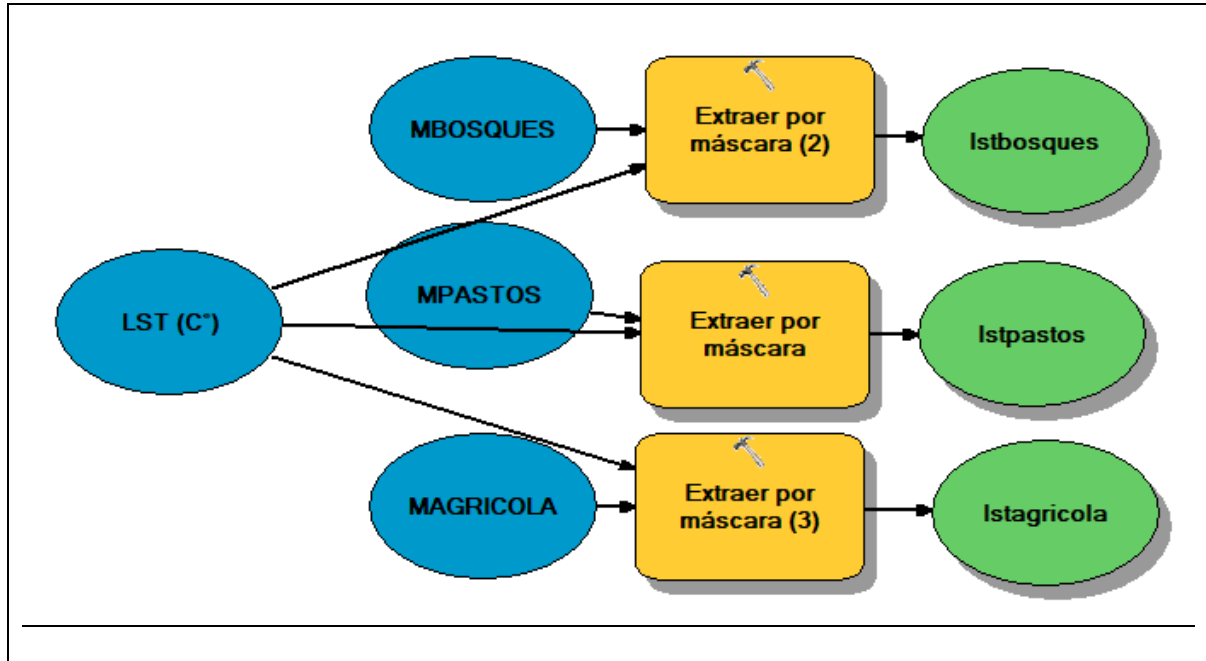


**Figura 4.** Modelo de obtención del NDVI para cada muestra.

**Nota:** Extraído del software Arcgis 10.4.

### 2.5.8. Obtención del LST para cada muestra

La figura 5 muestra el modelo de obtención del LST para cada muestra, que se calculó mediante la herramienta de “Arcgis L8 LST Tools” disponible en la web GIS & Beers (<http://www.gisandbeers.com/calculo-de-temperatura-superficial-lst-con-landsat-8/>). A continuación, para obtener el LST en los tres rectángulos de muestreo se utilizó la herramienta “Extraer por máscara”, en ella se designó como “Entidades de entrada” el ráster del LST obtenido en el paso anterior y como “Entidades de recorte” a cada uno de los tres shapefiles de muestreo creados. Finalmente, para obtener el LST en los rectángulos de muestreo para las otras imágenes satelitales se volvió a correr el modelo siete veces reemplazando solamente la ubicación de la imagen satelital en el campo “Select Landsat 8 Scene Folder” solicitado por la herramienta “Arcgis L8 LST Tools” al inicio del proceso.



**Figura 5.** Modelo de obtención del LST para cada muestra.

**Nota:** Extraído del software Arcgis 10.4.

### 2.5.9. Extracción de los valores de LST y NDVI

La figura 6 muestra el modelo de extracción de los valores de LST y NDVI para cada muestra. Mediante la herramienta “Extraer valores según puntos” utilizando como “Entidades de puntos de entrada” un shapefile de puntos creado a partir del shapefile de la muestra y como “Ráster de entrada” el ráster de NDVI calculado para la dicha muestra, este proceso se repitió para las otras dos muestras cambiando los campos “Entidades de puntos de entrada” y “Ráster de entrada” por otros los shapefiles y rásters correspondientes a las otras dos muestras. De modo paralelo mediante la herramienta “Extraer valores según puntos” se realizó el mismo proceso anterior pero reemplazando en los campos “Ráster de entrada” los LST calculados correspondientes a cada muestra. Finalmente, el modelo se corrió 7 veces más cambiando los campos “Ráster de entrada” por los NDVI y LST calculados en las demás imágenes satelitales.

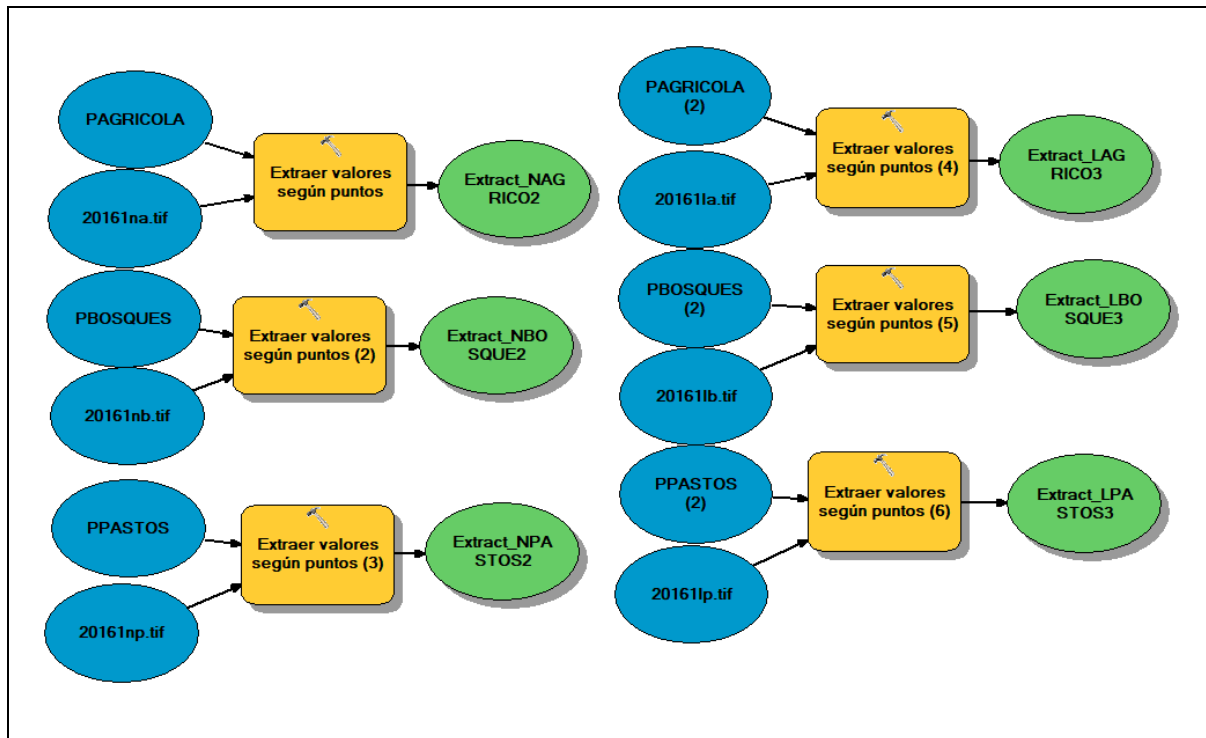


Figura 6. Modelo de extracción de los valores de LST y NDVI para cada muestra.

Nota: Extraído del software Arcgis 10.4.

### 2.5.10. Pruebas de normalidad

La tabla 4 muestra el test Shapiro-Wilk para la normalidad de los índices LST y NDVI por fecha y tipo de cobertura sobre el área de estudio. Se demuestra la existencia de una distribución normal en todas las muestras de pasto ya que todas ellas obtuvieron un p-valor menor a 0.05, mientras que en las muestra agrícolas dos de ellas no cumplieron la condición de normalidad y fueron encontradas el 22 de julio de 2016 y el 30 de mayo de 2019. Por el contrario, en las muestras de bosque solo tres cumplieron la condición de normalidad y fueron encontradas el 22 de julio de 2016, el 27 de julio de 2017 y el 30 de mayo de 2019.

Tabla 4.  
Test de normalidad para los índices LST y NDVI

Año	Fecha	Tipo de cultivo	NDVI			LST		
			Estadístico	P-valor	alfa( $\alpha$ )	Estadístico	P-valor	alfa( $\alpha$ )
2016	22 de junio	Pasto	0.9474796	0.3049854	0.05	0.939242	0.210504	0.05

	Bosque	0.9713236	0.7621547	0.05	0.938001	0.198908	0.05
	Agricola	0.9343239	0.1680183	0.05	0.811532	0.000990	0.05
	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.931427	0.147026	0.05
13 de noviembre	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.890619	0.023115	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.936480	0.185518	0.05
	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.952295	0.376110	0.05
25 de junio	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.842838	0.003205	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.939852	0.216438	0.05
27 de julio	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.939481	0.212811	0.05
	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.942496	0.244036	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.923698	0.102900	0.05
	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.966129	0.646802	0.05
3 de enero	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.817055	0.001210	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.954212	0.407966	0.05
5 de diciembre	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.951678	0.366296	0.05
	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.883195	0.016750	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.951404	0.362004	0.05
	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.986681	0.988203	0.05
30 de mayo	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.928427	0.128007	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.889016	0.021553	0.05
18 de agosto	Pasto	0.9474793	0.3049811	0.05	0.964891	0.619469	0.05
	Bosque	0.9713242	0.7621670	0.05	0.891073	0.023579	0.05
	Agricola	0.9343235	0.1680152	0.05	0.910558	0.056320	0.05

**Nota:** Elaborado por Frank Gutiérrez Jara (2022) con grados de libertad =19.

### 2.5.11. Test de hipótesis

Se optó por realizar la prueba de hipótesis t student con un nivel de significancia  $\alpha = 0.05$ , para las correlaciones entre el LST y NDVI; y con ello determinar si existe dicha correlación entre ambas variables, con un riesgo máximo de equivocarnos de 0.05.

### CAPÍTULO III: RESULTADOS

La tabla 6 muestra los valores máximos, mínimos, medios y desviación estándar de las variables LST y NDVI por fechas y tipo de cultivo en el área de estudio, los NDVI encontrados en un rango de 0.31 a 0.82 en muestras de pasto, y los encontrados en muestras de bosque en un rango de 0.37 a 0.78, indican que la salud de la vegetación fue de medianamente sana en estas dos tipos de muestras. Por el contrario, los NDVI encontrados en muestras agrícolas en un rango de 0.18 a 0.68, indican presencia de vegetación enferma en estas últimas muestras. Por otro lado, los valores máximos de LST de 31.35 °C, 24.94 °C y 33.81 °C encontrados en una muestras de pasto, bosque y agrícola respectivamente corresponden a un solo día lluvioso: 13 de noviembre de 2016, mientras que los valores mínimos de LST de 17.34 °C, 12.48 °C y 20.84 °C encontrados también en una muestras de pasto, bosque y agrícola respectivamente corresponden a un solo día seco: 30 de mayo de 2019.

Tabla 5.  
*Desviación media, máxima (máx.), mínima (mín.) y estándar (DE) de NDVI y LST por fecha y tipo de cobertura*

Año	Fecha	Tipo de cultivo	NDVI				LST			
			Max	Min	D.E	Media	Max	Min	D.E	Media
2016	22 de junio	Pasto	0.760	0.351	0.103	0.612	23.501	19.199	1.300	21.001
		Bosque	0.596	0.367	0.063	0.477	12.658	11.819	0.228	12.114
		Agrícola	0.537	0.214	0.091	0.342	24.461	22.811	0.549	23.931
	13 de noviembre	Pasto	0.687	0.314	0.096	0.536	31.349	28.563	0.868	29.672
		Bosque	0.664	0.410	0.078	0.508	24.944	22.780	0.744	23.653
		Agrícola	0.270	0.180	0.024	0.204	33.811	32.504	0.331	33.324
2017	25 de junio	Pasto	0.825	0.542	0.067	0.714	20.942	17.783	0.939	19.202
		Bosque	0.739	0.514	0.071	0.601	13.945	12.537	0.384	12.915
		Agrícola	0.684	0.271	0.105	0.465	23.737	21.361	0.666	22.639
	27 de julio	Pasto	0.740	0.401	0.072	0.590	22.687	19.415	0.957	20.726
		Bosque	0.722	0.469	0.069	0.573	15.250	14.062	0.323	14.487
		Agrícola	0.501	0.235	0.064	0.344	25.932	24.362	0.462	25.213

2018	3 de enero	Pasto	0.742	0.467	0.073	0.632	23.371	22.342	0.312	22.865
		Bosque	0.696	0.484	0.053	0.583	20.402	18.656	0.562	19.207
		Agrícola	0.567	0.296	0.067	0.400	27.279	26.167	0.337	26.673
2018	5 de diciembre	Pasto	0.736	0.458	0.077	0.618	27.373	24.996	0.739	26.084
		Bosque	0.671	0.444	0.057	0.562	22.303	20.400	0.614	21.086
		Agrícola	0.459	0.176	0.073	0.268	32.142	30.970	0.371	31.539
2019	30 de mayo	Pasto	0.820	0.544	0.075	0.711	19.763	17.335	0.644	18.499
		Bosque	0.776	0.544	0.062	0.658	13.495	12.478	0.265	12.818
		Agrícola	0.616	0.313	0.087	0.455	21.916	20.843	0.367	21.473
2019	18 de agosto	Pasto	0.621	0.331	0.081	0.499	29.254	24.396	1.436	26.532
		Bosque	0.678	0.437	0.062	0.546	17.159	15.983	0.350	16.364
		Agrícola	0.377	0.194	0.049	0.279	31.474	29.772	0.526	30.771

**Nota:** Tomado de la base de datos de USGS (2020).

La tabla 7 muestra las correlaciones entre las variables LST y NDVI por fecha y tipo de cultivo en el área de estudio, en todos los casos menos uno los coeficientes de correlación de Pearson y Spearman fueron negativos en un rango que va de -0.81 a -0.32 siendo el único valor positivo el encontrado en una muestra agrícola el 3 de enero de 2018 ( $P = 0.27$ ).

Tabla 6.  
Correlaciones LST- NDVI por fecha y tipo de cobertura

Año	Fecha	Tipo de cultivo	P	S
2016	22 de junio	Pasto	-0.400910425	-
		Bosque	-0.44573094	-
		Agrícola	-	-0.761038961
2016	13 de noviembre	Pasto	-0.345120939	-
		Bosque	-	-0.494805195
		Agrícola	-0.585571107	-
2017	25 de junio	Pasto	-0.371736937	-
		Bosque	-	-0.709090909
		Agrícola	-0.814856002	-
2017	27 de julio	Pasto	-0.444094063	-
		Bosque	-0.551117443	-
		Agrícola	-0.353206662	-
2018	3 de enero	Pasto	-0.323369563	-
		Bosque	-	-0.363636364

		Agrícola	0.273176897	-
		Pasto	-0.444094063	-
	5 de diciembre	Bosque	-	-0.392207792
		Agrícola	-0.265998851	-
		Pasto	-0.424060672	-
	30 de mayo	Bosque	-0.574460081	-
		Agrícola	-	-0.533766234
2019		Pasto	-0.364897303	-
	18 de agosto	Bosque	-	-0.581818182
		Agrícola	-0.51345359	-

**Nota:** P = Pearson; S = Spearman.

La tabla 8 muestra el test de hipótesis para correlación entre las variables LST y NDVI por fechas y tipo de cultivo en el área de estudio, el presente estudio encontró que al aplicar los test de hipótesis para la correlación entre el LST y NDVI en muestras de bosque, los coeficientes de Spearman y Pearson demostraron la existencia de una correlación negativa de moderada a fuerte en la mayoría de los casos, es decir en 5 días de la estación seca y 1 de la lluviosa; mientras que afirman la no existencia de la correlación en los otros 2 días lluviosos restantes. Del mismo modo, en muestras agrícolas los coeficientes de Spearman y Pearson demuestran la existencia de una correlación negativa de moderada a fuerte en la mayoría de los casos, es decir en 4 días de la estación seca y 1 de la lluviosa; mientras que la de correlación no se presentó en los otros 2 días lluviosos y 1 seco restantes. Por el contrario, en muestras de pasto los coeficientes de Pearson demostraron la no existencia de correlación en ningún día salvo el 27 de julio de 2017.

Tabla 7.

*Test de hipótesis para la correlación LST – NDVI.*

Año	Fecha	Tipo de cultivo	Correlación	Estadístico	t	alfa( $\alpha$ )
2016	22 de junio	Pasto	-0.400910425	2.09302405	-1.90753751	0.05
		Bosque	-0.44573094	2.09302405	-2.17042871	0.05



		Agricola	-0.761038961	2.093024054	-5.113704876	0.05
		Pasto	-0.345120939	2.093024054	-1.60282789	0.05
	13 de noviembre	Bosque	-0.494805195	2.09302405	-2.48192877	0.05
		Agricola	-0.585571107	2.093024054	-3.148752792	0.05
2017		Pasto	-0.371736937	2.093024054	-1.745445677	0.05
	25 de junio	Bosque	-0.7090909	2.09302405	-4.38346446	0.05
		Agricola	-0.814856002	2.093024054	-6.127478047	0.05
		Pasto	-0.444094063	2.093024054	-2.160495522	0.05
	27 de julio	Bosque	-0.551117443	2.09302405	-2.87893760	0.05
		Agricola	-0.353206662	2.093024054	-1.645662809	0.05
2018		Pasto	-0.323369563	2.093024054	-1.489565497	0.05
	3 de enero	Bosque	-0.363636364	2.09302405	-1.70153992	0.05
		Agricola	0.273176897	2.093024054	1.237832927	0.05
		Pasto	-0.211106082	2.093024054	-0.941406407	0.05
	5 de diciembre	Bosque	-0.392207792	2.09302405	-1.85850368	0.05
		Agricola	-0.265998851	2.093024054	-1.202794784	0.05
2019		Pasto	-0.424060672	2.093024054	-2.04104314	0.05
	30 de mayo	Bosque	-0.574460081	2.09302405	-3.05914932	0.05
		Agricola	-0.533766234	2.093024054	-2.751353856	0.05
		Pasto	-0.364897303	2.093024054	-1.708344634	0.05
	18 de agosto	Bosque	-0.581818182	2.09302405	-3.11819474	0.05
		Agricola	-0.51345359	2.093024054	-2.60814243	0.05

**Nota:** \* Correlación Pearson; \*\* Correlación Spearman; g.l = 19.

## CAPÍTULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

El presente estudio encontró que con un riesgo máximo de equivocarnos de 0.05 la correlación entre el LST y NDVI en el distrito de Cajamarca fue negativa de moderada a fuerte y esta fue hallada predominantemente en muestras agrícolas y de bosque en la estación seca, por el contrario en muestras de pasto no predominaron correlaciones lineales en ninguna estación. Al respecto, Moreno (2017) identifica en el bosque húmedo de montaña en Hidalgo, México, que en la mayoría de modelos las variables que explican la heterogeneidad del NDVI para los valores mensuales fueron el relieve y la precipitación, mientras que en la época seca las variables que explican el más alto porcentaje del NDVI son la temperatura y el relieve. Del mismo modo; Pucha-Cofrep (2021) en el sur de Ecuador señala que en el bosque seco las precipitaciones regulan directamente el incremento diamétrico y la producción de hojas durante los meses lluviosos. Mientras que en el bosque húmedo las lluvias que son permanentes y sin una estacionalidad bien definida durante el año, hacen que el crecimiento de los árboles dependa en mayor medida de otras variables como la temperatura, suelos, e intensidad de luz. Finalmente, como Tiederman & Zerda (2008) señalan el NDVI en el bosque presenta una mayor estabilidad ante las variaciones de temperatura comparado con el pastizal natural, posiblemente debido a la diversidad de especies que los componen generándose un efecto buffer.

En concordancia con lo hallado está Trujillo (2012), que en el Valle de Aburra – Colombia y sus zonas rurales cercanas obtuvo correlaciones entre el LST y NDVI entre los -0.47 y -0.73, lo cual indica la existencia de correlaciones inversas moderadas entre la vegetación y temperatura superficial. Por el contrario, Gonzaga (2014), encontró una correlación muy baja negativa ( $r = -0,328$ ) entre las variables temperatura y NDVI, con un

riesgo (máximo) de equivocarse de 0.05, concluye que no existe una correlación significativa entre los valores de los índices de vegetación y los de las superficies de precipitación y temperatura obtenidas, sin embargo aclara que las insuficiencias y vacíos de datos climáticos en el área de estudio, no permitieron obtener superficies de precipitación y temperatura adecuadas; esto influyó al momento de establecer correlaciones entre estas variables climáticas y los índices de vegetación. Y también, Zarrate & Triana (2018) en la cuenca del río Saldaña, Colombia, determinaron que la temperatura superficial es inversamente proporcional al índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), con una correlación moderada entre ambos índices, concluyen que el NDVI no es la principal variable para el cálculo de la TS y su dependencia de la misma, sino que en esta última también inciden otros factores como los fenómenos del niño y la niña, los ciclos interanuales de precipitación y otros más.

### **Conclusiones**

- Existe correlación significativa entre el índice de vegetación NDVI y la temperatura superficial LST en las coberturas vegetales agrícolas y bosques en el distrito de Cajamarca.
- No se encontró correlación significativa entre el NDVI y LST en el tipo de cobertura pastos en el distrito de Cajamarca,
- La correlación entre los índices NDVI y LST permiten determinar la relación entre la presencia de vegetación y la temperatura superficial en el distrito de Cajamarca.

## **Limitaciones**

La limitación para obtener las correlaciones entre el LST y NDVI fue que en mayor medida se utilizaron imágenes satelitales tomadas en la estación seca en comparación con las tomadas en la estación lluviosa, ya que la gran cantidad de nubes presentes en la atmosfera en esta última impiden el correcto procesamiento de los índices LST y NDVI por lo que se descartaron la mayoría de estas imágenes con exceso de nubosidad.

## REFERENCIAS

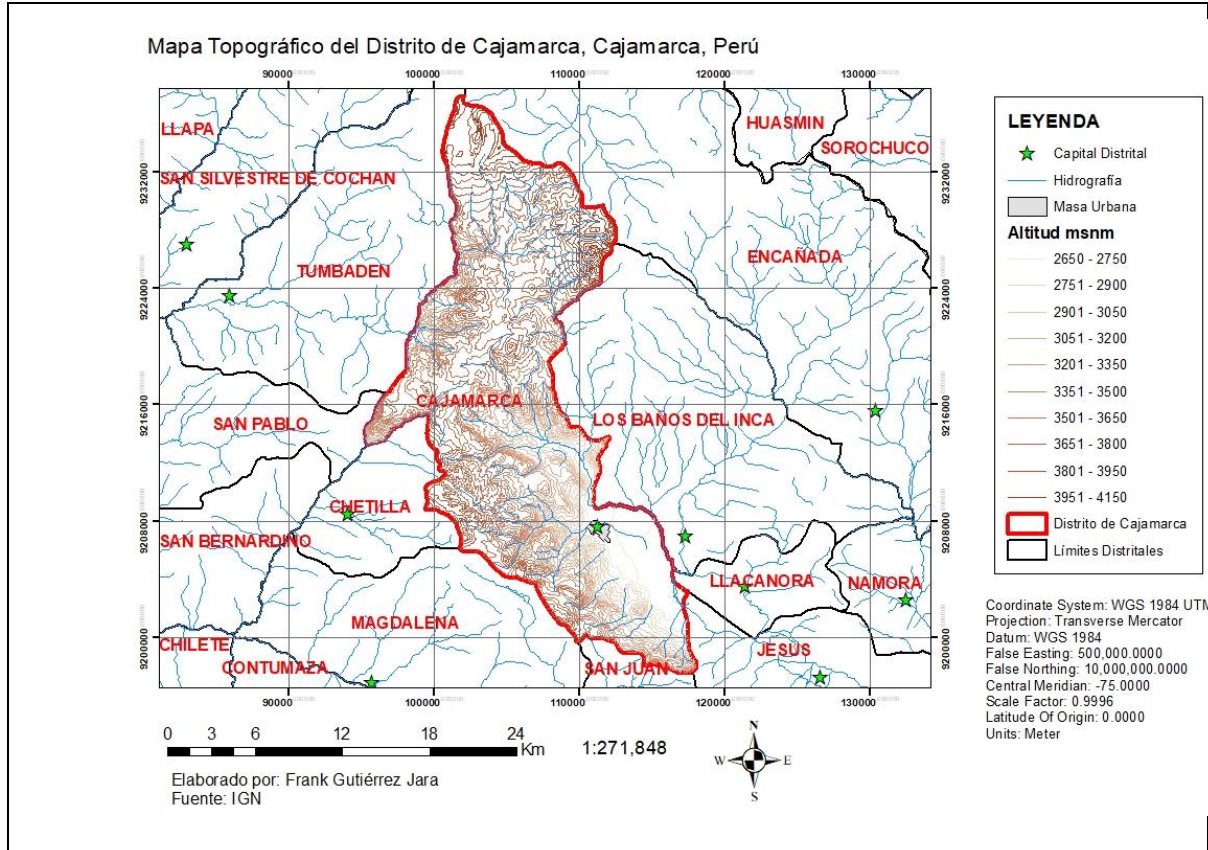
- Carlson, T. N., & Ripley, D. A. (1997). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sens Environ*, 62, 241-252.
- Carvajal, A. F., & Pabón, J. D. (2014). *Land surface temperature in different land covers of the Andean Region of Colombia*. Bogotá.
- Corporación Peruana de Aeropuertos y Aviación Comercial (CORPAC). (2006). *Datos de precipitación y temperatura, aeropuerto de Cajamarca*.
- Findell, K. L., Shevliakova, E., Milly, P. C., & Stouffer, R. J. (2006). Modeled impact of anthropogenic land cover change on climate. *Journal of Climate*, 20(14), 3621-3634.
- Gonzaga Aguilar, C. (2014). *Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM+ y ASTER para la Caracterización de la Cobertura Vegetal en la Zona Centro de la Provincia De Loja, Ecuador*. La Plata: Universidad Nacional de La Plata .
- Gorgani , S. A., Panahi , M., & Rezaie , F. (2013). The relationship between NDVI and LST in the Urban area of Mashhad, Iran. *International conference on civil engineering architecture and urban sustainable development*. Tabriz, Irán.
- Govil, H., Guha, S., Dey , A., & Gill , N. (2019). Seasonal evaluation of Seasonal evaluation of tropical city. *Heliyon*, 5.
- Guha, S., & Govil, H. (2020). Land surface temperature and normalized difference vegetation index relationship: a seasonal study on a tropical city. *SN Applied Sciences*.
- Hernández Sampieri, R., Fernández, C. C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación*. México: McGraw-Hill.
- Holmes, T. R., Hain, C. R., Anderson, M. C., & Crow, W. T. (2016). Cloud tolerance of remote-sensing technologies to measure land surface temperature. *Hidrology and earth system sciences*, 3263-3275.
- Labán Alcalde, C. E. (2016). *Proyecto de desarrollo para optar el título profesional de licenciado en turismo*. Trujillo: Universidad nacional de Trujillo.
- Malik, M. S., Shukla, J. P., & Mishra, S. (2019). Relationship of LST, NDBI and NDVI using Landsat-8 data in Kandaihimmat Watershed, Hoshangabad, India. *Indian Journal of Geo Marine Sciences*, 48(01), 25-31.

- Moreno Garcia, C. (2017). *Análisis de la heterogeneidad del índice normalizado diferencial de vegetación (NDVI) del bosque húmedo d montaña en Hidlago, México*. Texcoco: Institución de enseñanza e investigación en ciencias agrícolas.
- Owen, T. W., Carlson, T. N., & Gillies, R. R. (1998). An assessment of satellite remotely-sensed land cover parameters in quantitatively describing the climatic effect of urbanization. *International Journal of Remote Sensing*, 19(9), 1663-1681.
- Panahi, M., & Rezaie, F. (2013). he Relationship between NDVI and LST in the urban area of Mashhad, Iran. *onference: International Conference on Civil Engineering Architecture & Urban Sustainable DevelopmentAt: Tabriz , Iran*.
- Poma Rojas, W., & Alcántara Boñón, G. H. (2012). *Estudio de suelos y capacidad de uso mayor de las tierras del departamento de Cajamarca*. Cajamarca: Gobierno Regional de Cajamarca.
- Pucha-Cofrep, F. (2019). *Correlación entre el NDVI y el crecimiento anual de especies forestales al Sur de Ecuador*. Loja.: Universidad de Salzburgo.
- Quispe Reymundo, B. j., & Révolo Acevedo, R. H. (2020). *Temperatura superficial y estado de la vegetación del bosque de Polylepis spp, distrito de San Marcos de Rocchac, Huancavelica – Perú*. Huancavelica: Universidad Tecnológica Equinoccial.
- Reyes Acevedo, M. A. (2008). *Cambios en la cobertura del suelo en el distrito de Cajamarca 1987 - 2004*. Lima: Pontifica Universidad Católica.
- Rouse, J. W., Haas , R. H., Schel, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 309-317.
- Srivastava, P. K., Majumdar, T. J., & Bhat-Tacharya, A. K. (2009). Surface temperature estimation in Singhbhum Shear Zone of India using Landsat-7 ETM+ thermal infrared data. *Advances in Space Research*, 1563-1574.
- Tiedermann, J. L., & Zerda, H. R. (2008). Relación temporal NDVI-Precipitación del bosque y pastizal natural de santiago del Estero, Argentina. *Ciencias e investigación forestal*, 14(3), 505.
- Trujillo Uribe, S. (2012). *Estimación de temperatura superficial en el valle de Aburrá mediante técnicas de percepción remota*. Envigado.: Escuela de ingeniería de Antioquia.
- Wanjiku, E., Opiyo, E., N Mundia, C., & Magondu, M. (2013). *An evaluation of climate change effects and trends using LSand NDVI*.

- Yan, Y., Mao, K., Shi, J., Piao, S., Shen, X., Dozier, J., y otros. (2020). Driving forces of land surface temperature anomalous changes in North America in 2002–2018. *Scientific Reports*.
- Yue, W., Xu, J., Tan, W., & Xu, L. (2007). The relationship between land surface temperature and NDVI with remote sensing. Application to Shanghai Landsat 7 ETM + data. *J Remote Sen*, 28, 3205-3226.
- Zarrate Díaz, M., & Triana Díaz, V. (2018.). *Determinación de la temperatura superficial en el río Saldaña mediante información satelital*. Ibagué.: Universidad de Ibagué.

**ANEXOS**

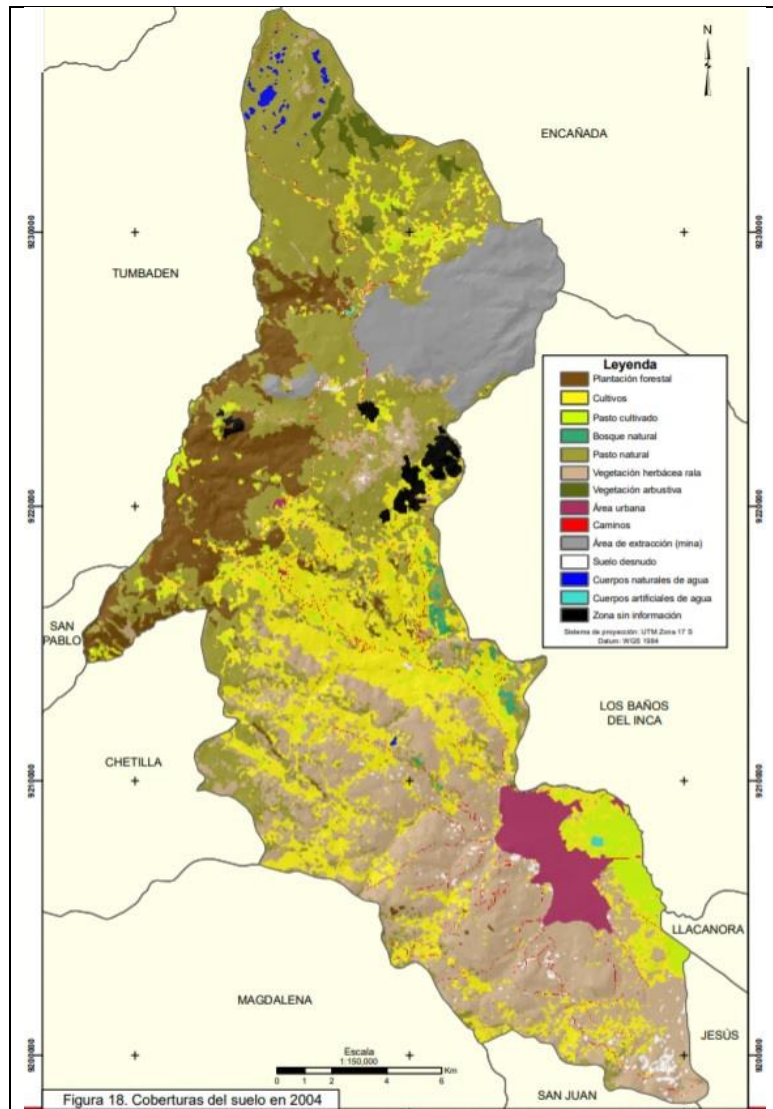
**ANEXO N°1: UBICACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO**



**Figura 7.** Mapa Topográfico del Distrito de Cajamarca

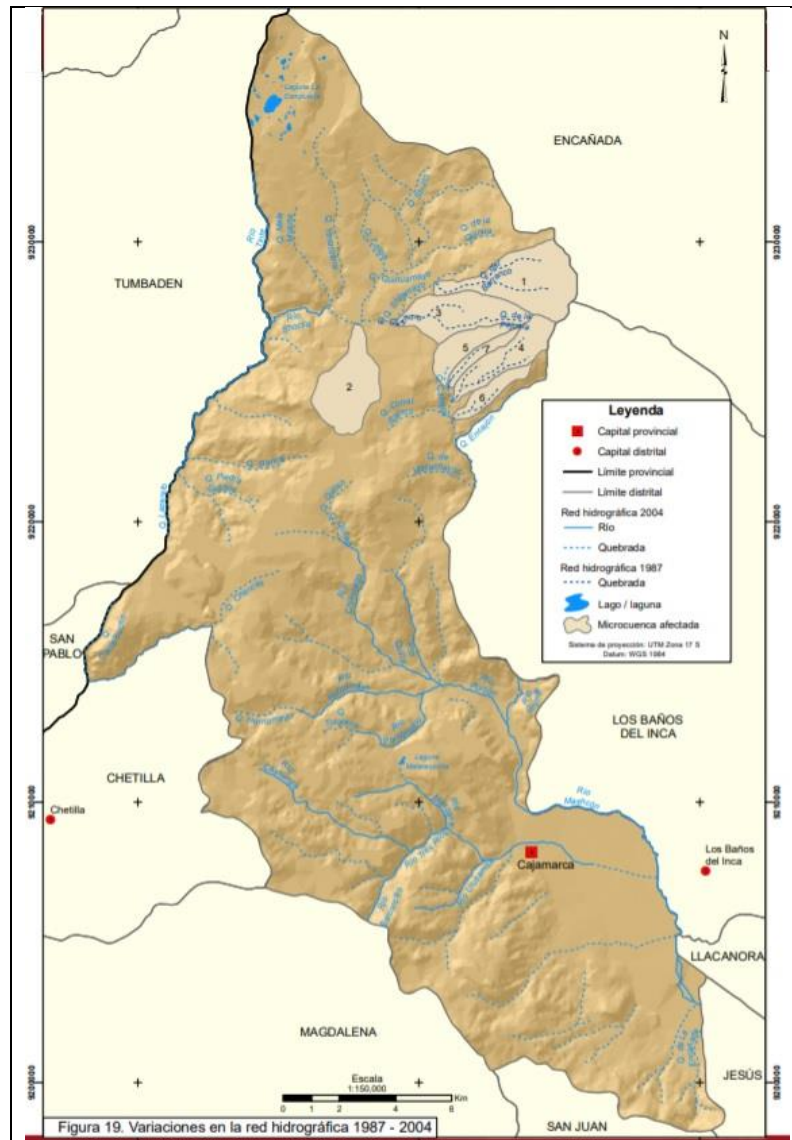
**Nota:** Tomado de la base de datos del: IGN (2020). Elaboración propia.





**Figura 8.** Mapa de Cobertura del suelo del Distrito de Cajamarca

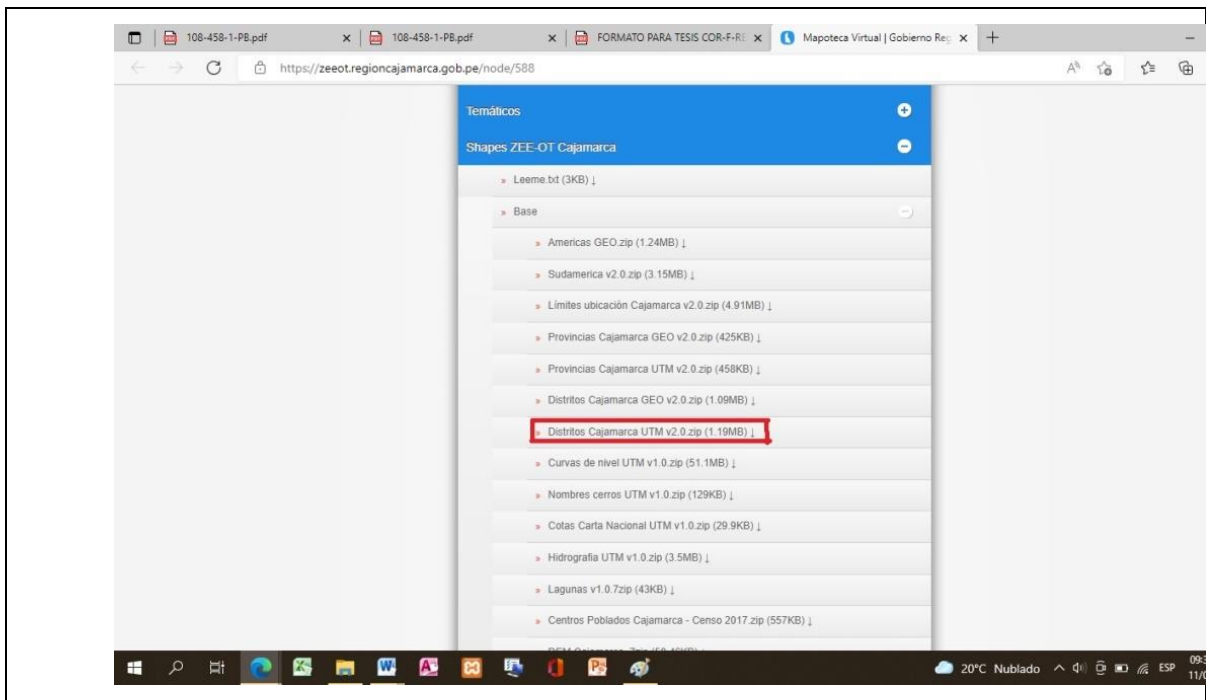
**Nota:** Tomado de la tesis de Reyes, M. A. (2008). Lima: Pontificia Universidad Católica.



**Figura 9.** Mapa de la red hidrográfica del distrito de Cajamarca

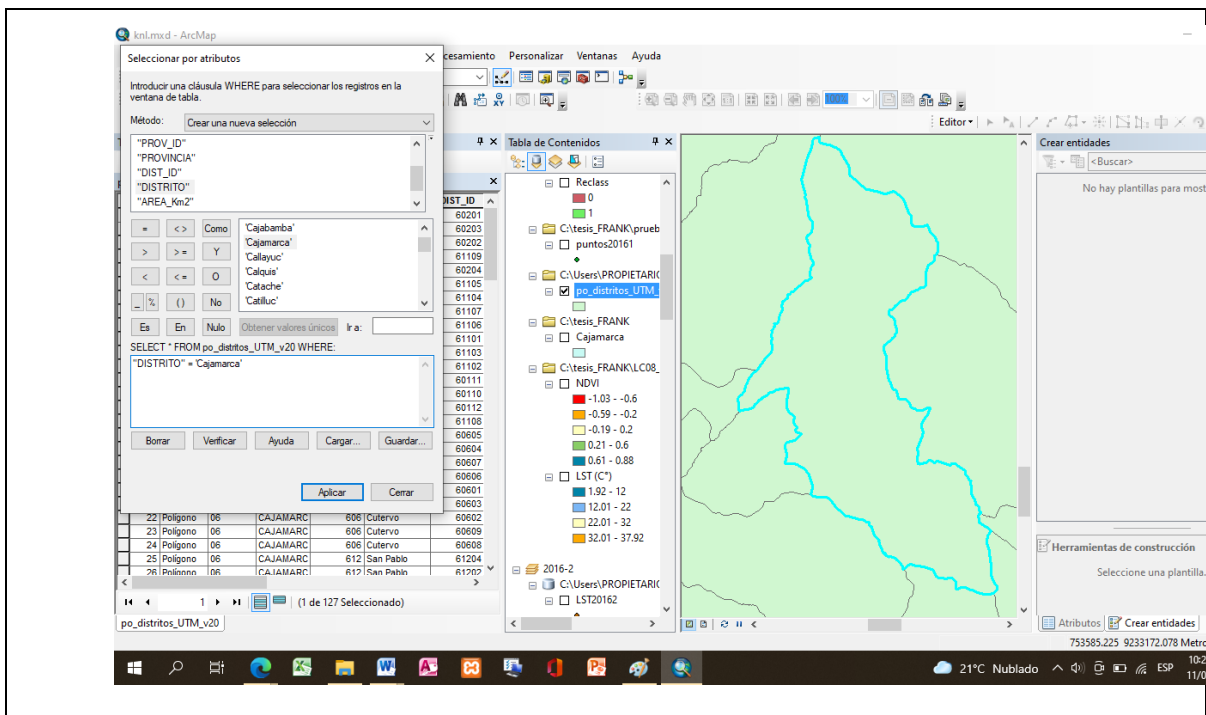
**Nota:** Tomado de la tesis de Reyes, M. A. (2008). Lima: Pontificia Universidad Católica.

**ANEXO N°2: DESCARGA DEL SHAPEFILE DEL DISTRITO DE CAJAMARCA**



**Figura 10.** Shapefiles ZEE-OT de Cajamarca

**.Nota:** Tomado de de la Mapoteca Virtual del Gobierno Regional de Cajamarca.



**Figura 11.** Selección por atributos para la creación del nuevo shapefile del distrito de Cajamarca

**.Nota:** Elaboración propia.

### ANEXO N°3: MODELO DE MUESTREO PARA LA CREACIÓN DE SHAPEFILES DE MUESTRAS EN EL DISTRITO DE CAJAMARCA.

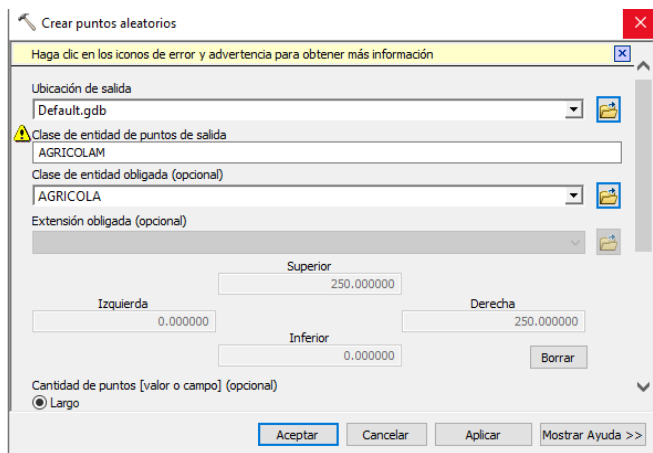


Figura 12. Creación de un punto aleatorio de muestreo.

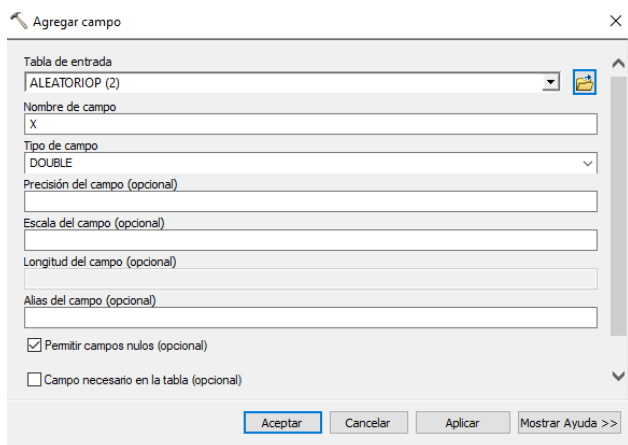


Figura 14. Creación de los campos “X” y “Y “ en puntos aleatorios.

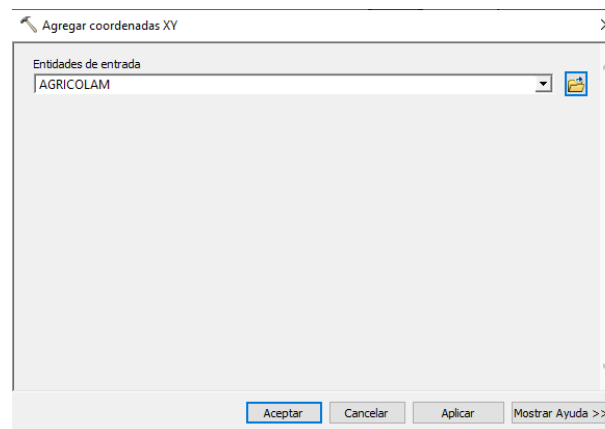


Figura 13. Adición de las coordenadas XY al punto aleatorio.

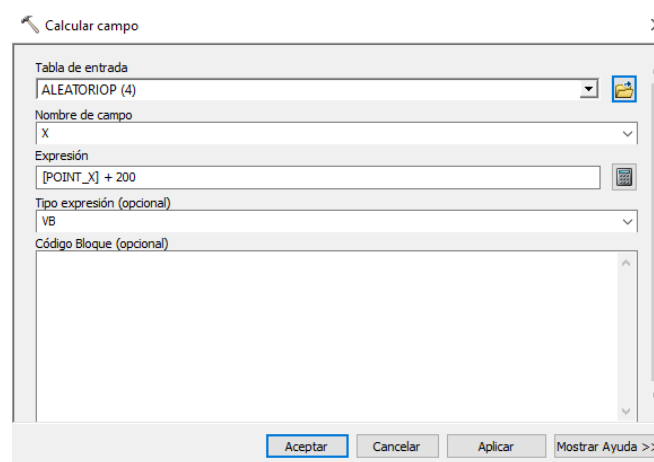
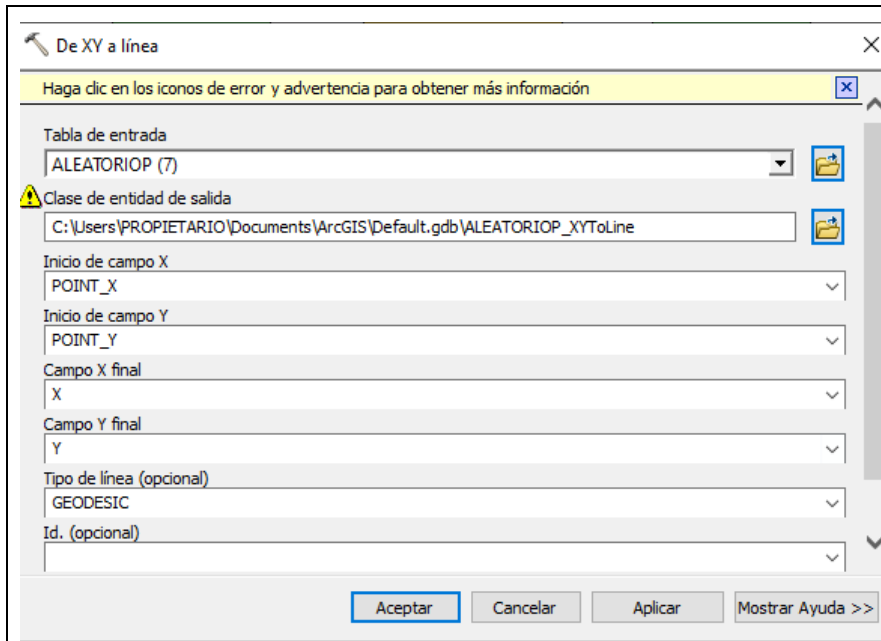
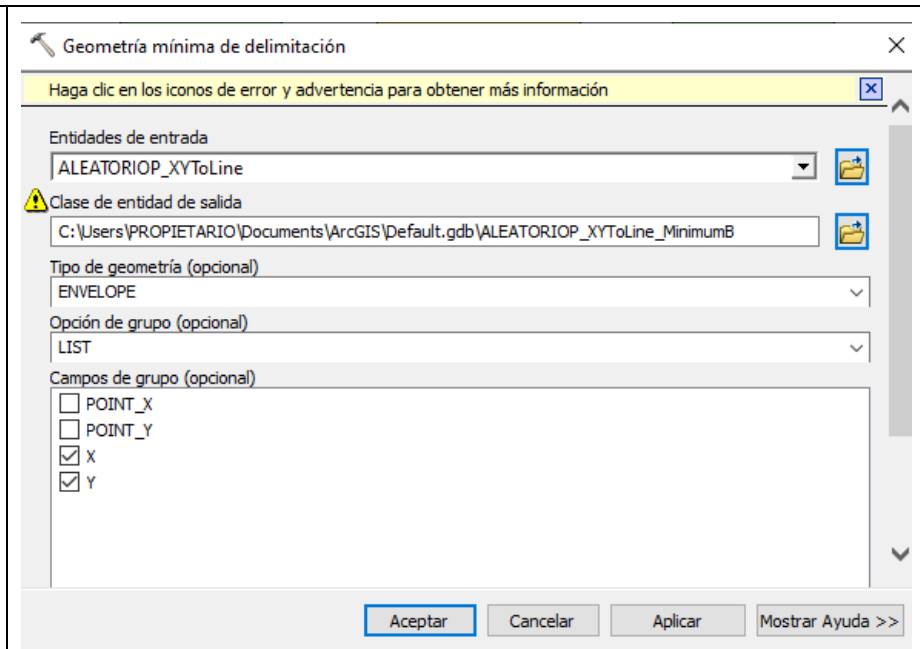


Figura 15. Cálculo de los campos “X” y “Y” para una geometría rectangular.



**Figura 16.** Conversión de puntos XY a línea.



**Figura 17.** Conversión de línea a rectángulo de muestreo.

ANEXO N°4: MODELO DE OBTENCIÓN DEL NDVI PARA CADA MUESTRA.

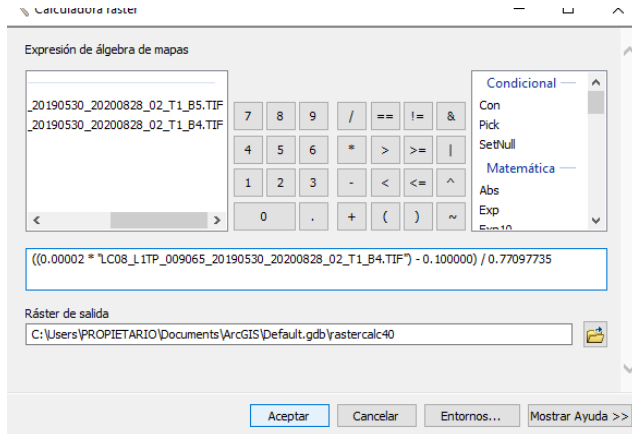


Figura 18. Conversión a reflectancia TOA con corrección de ángulo solar para una imagen Landsat 8.

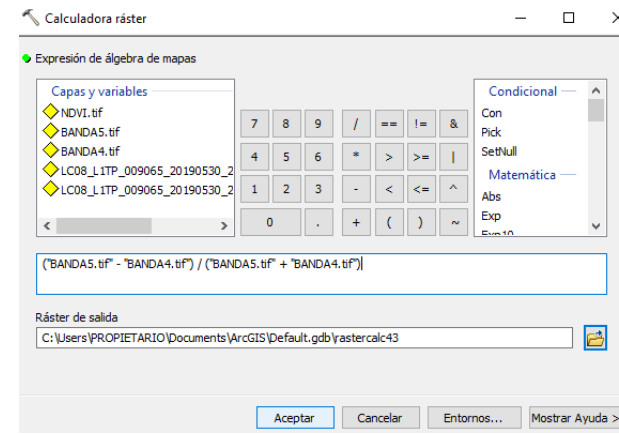


Figura 19. . Cálculo del NDVI para una imagen Landsat 8.

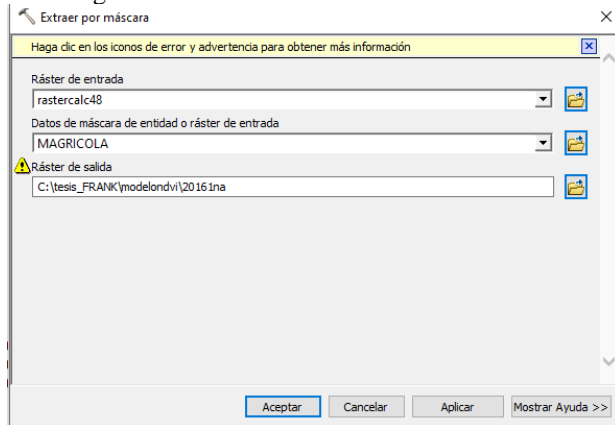


Figura 20. Corte del NDVI para una muestra.

### ANEXO N°5: MODELO DE OBTENCIÓN DEL LST PARA CADA MUESTRA.

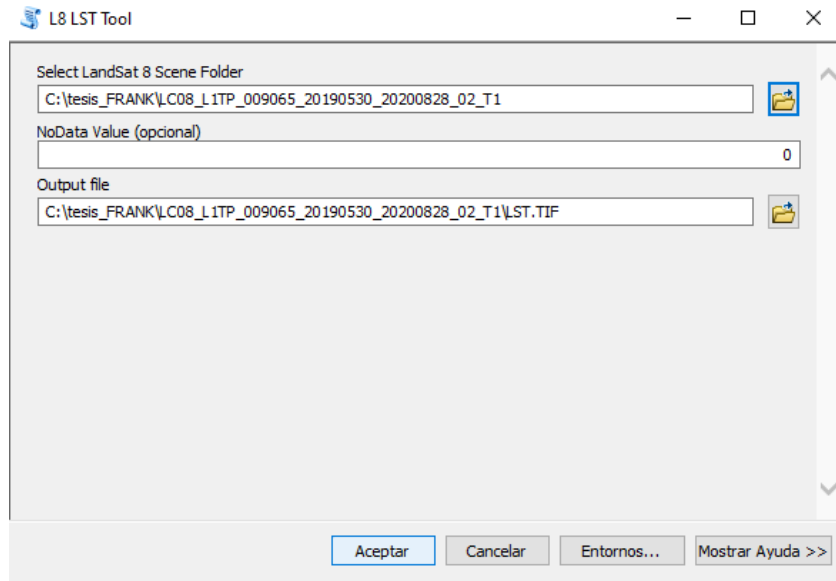


Figura 21. Cálculo del LST para una imagen Landsat 8.

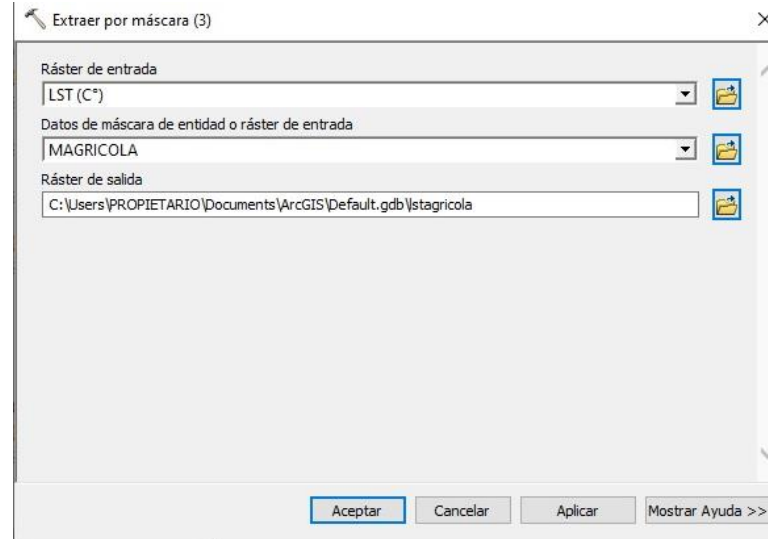


Figura 22. Corte del NDVI para una muestra.

### ANEXO N°6: MODELO DE EXTRACCIÓN DE LOS VALORES DE LST Y NDVI PARA CADA MUESTRA

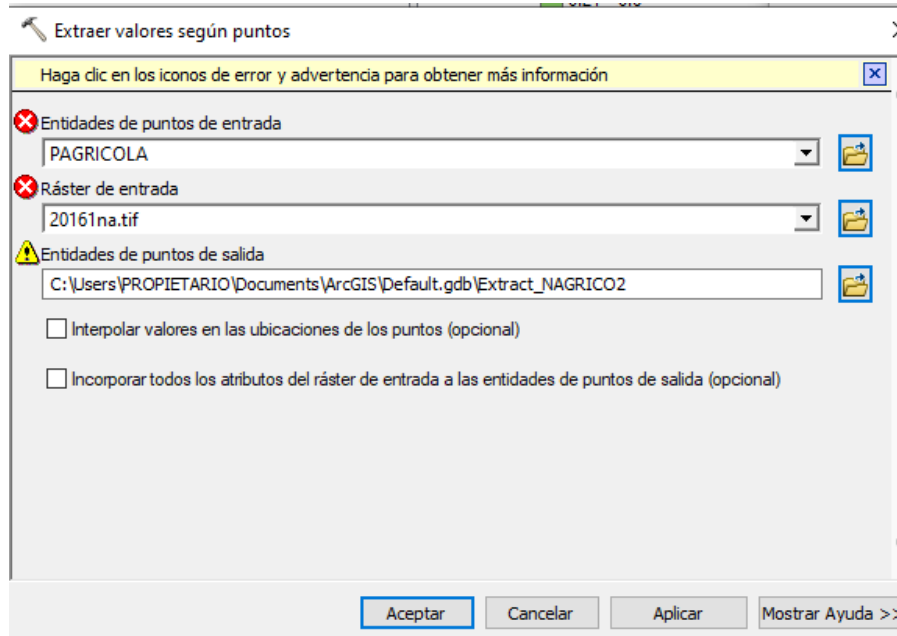


Figura 23. Extracción del NDVI para una muestra.

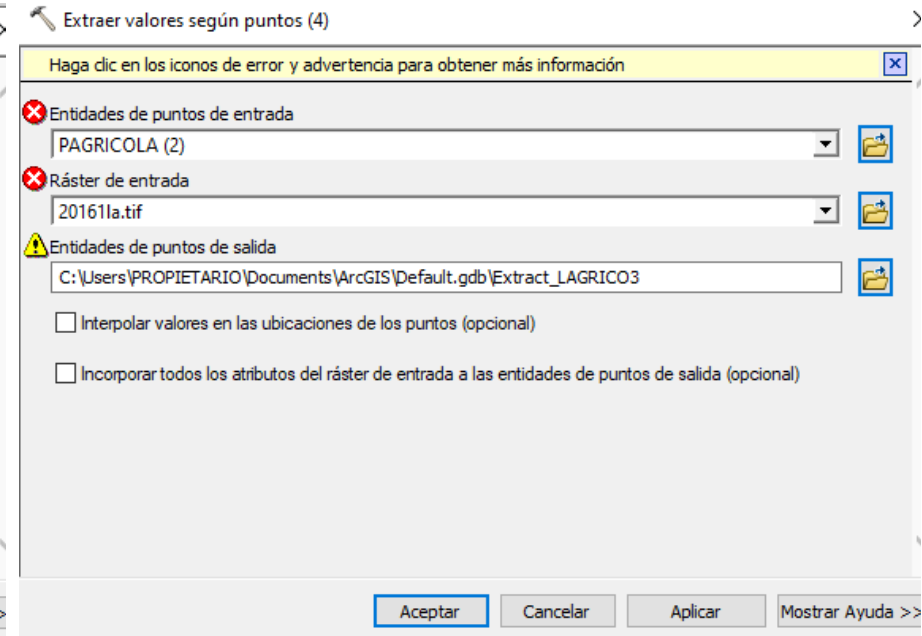
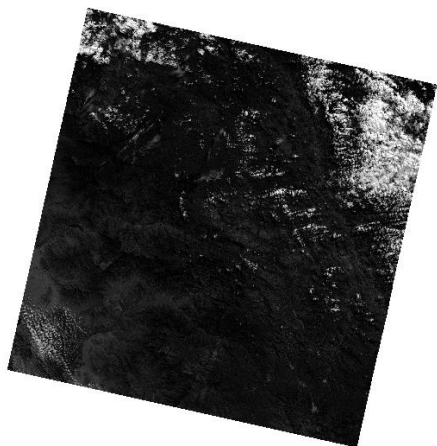


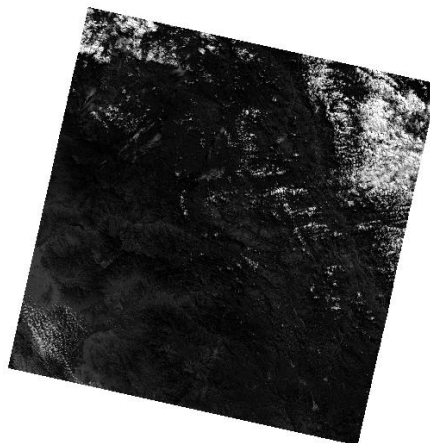
Figura 24. Extracción del LST para una muestra.



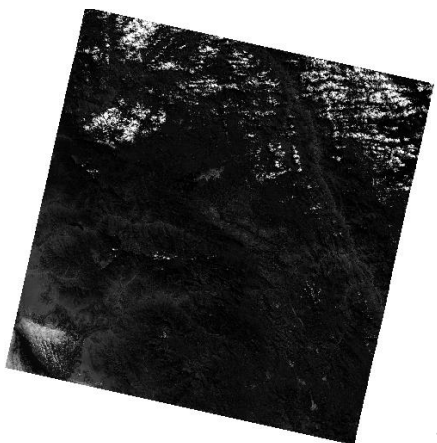
ANEXO N°7: CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA DE LAS BANDAS 4.



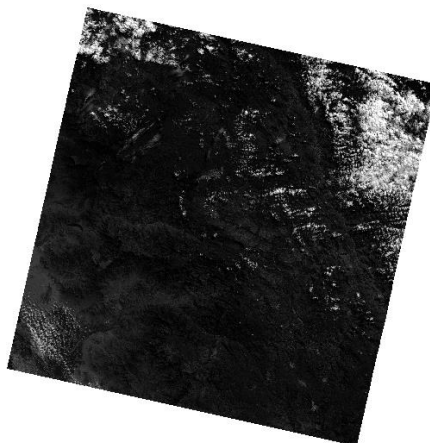
22-06-2016



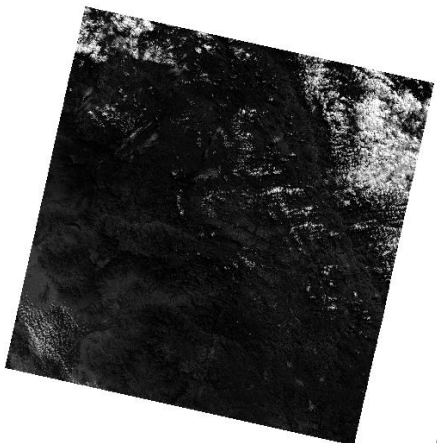
13-11-2016



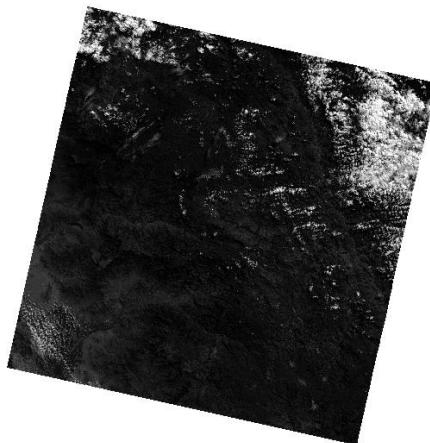
25-06-2017



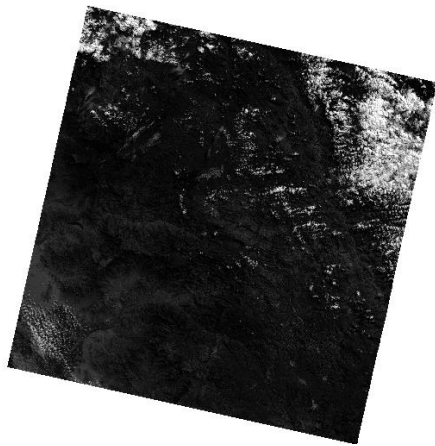
27-08-2017



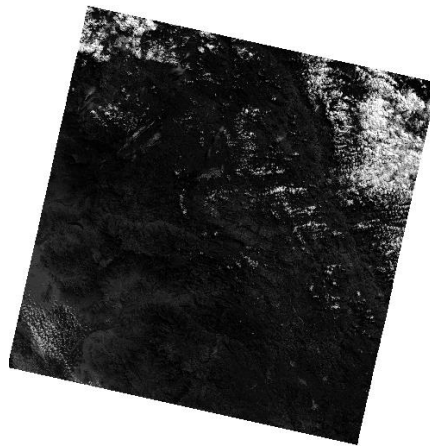
03-01-2018



05-12-20182



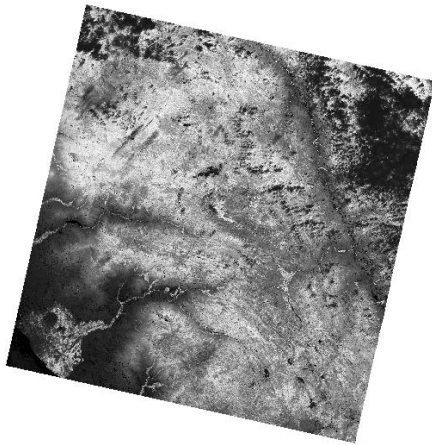
30-05-2019



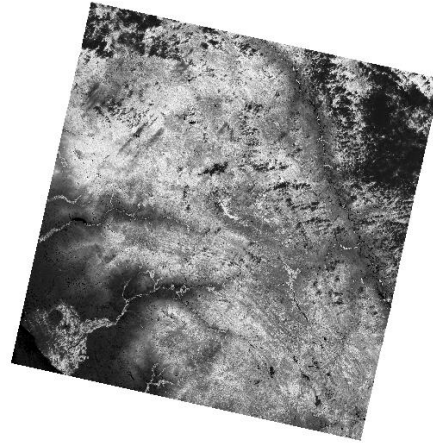
18-08-2019

*Figura 25.* Escena de las bandas 4 de las imágenes satelitales con corrección atmosférica.

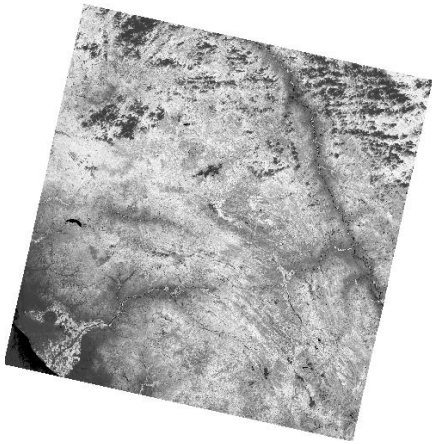
ANEXO N°8: CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA DE LAS BANDAS 5.



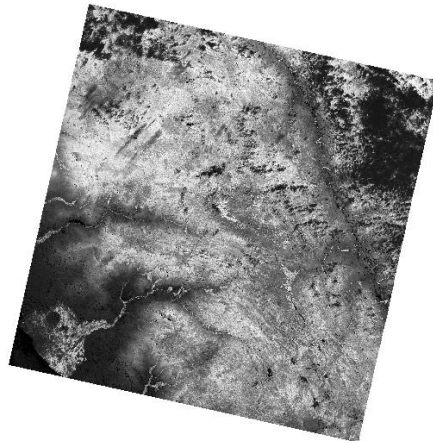
22-06-2016



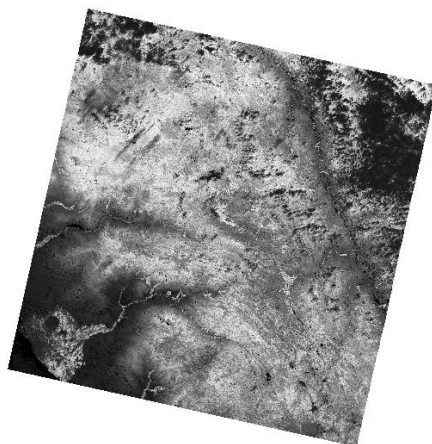
13-11-2016



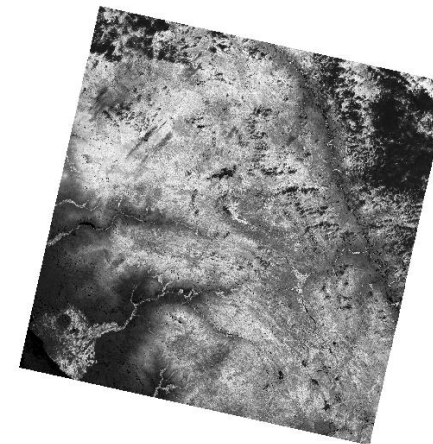
25-06-2017



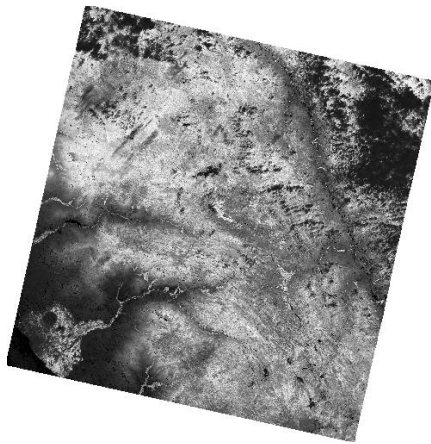
27-08-2017



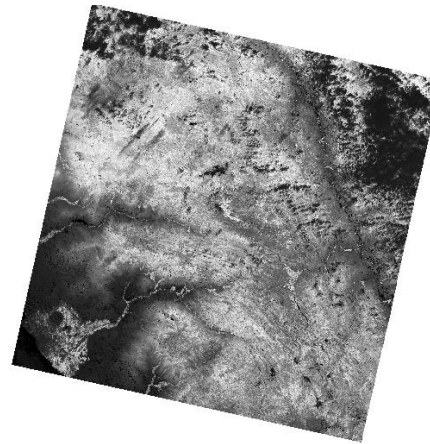
03-01-2018



05-12-2018



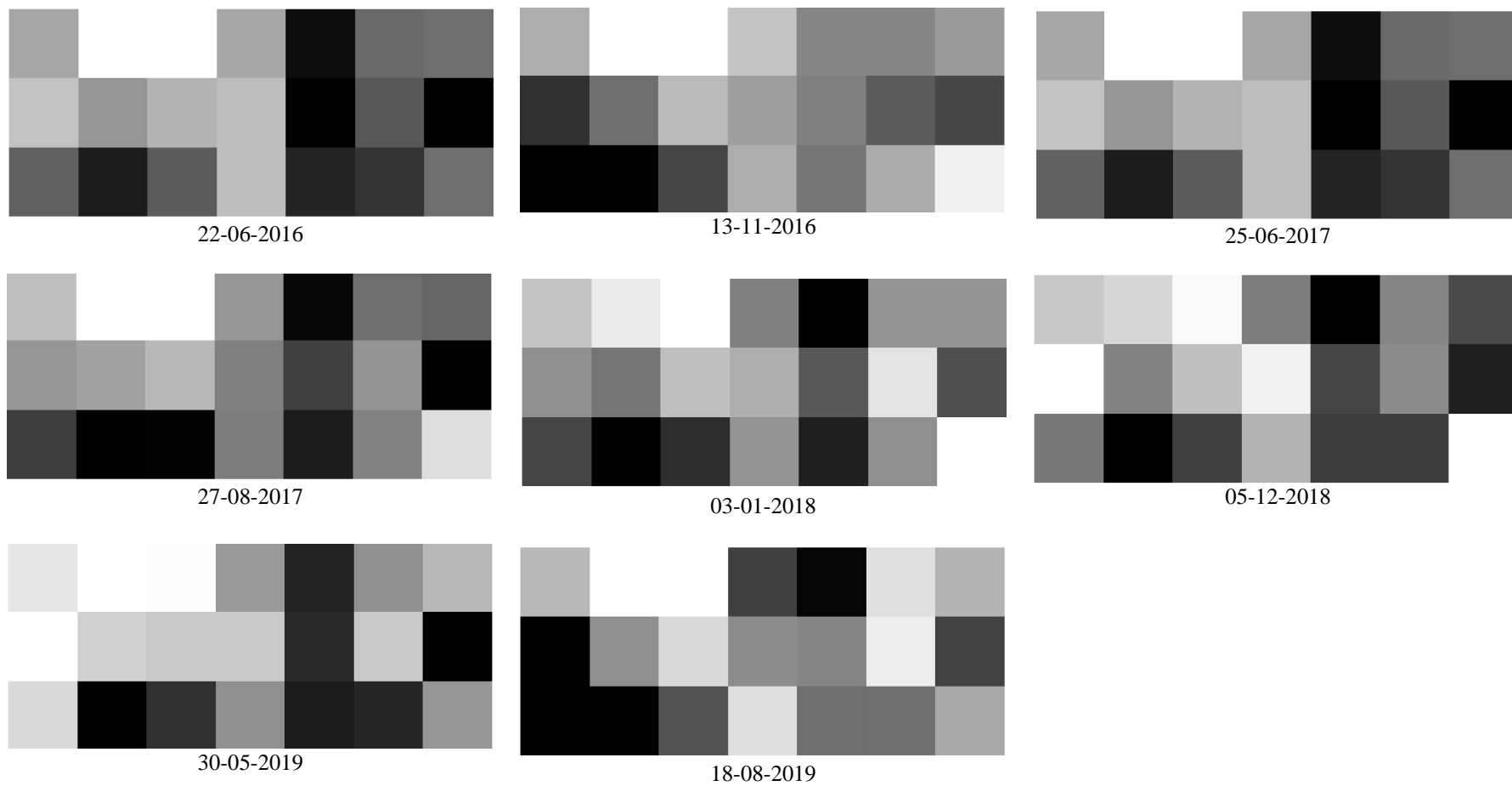
30-05-2019



18-08-2019

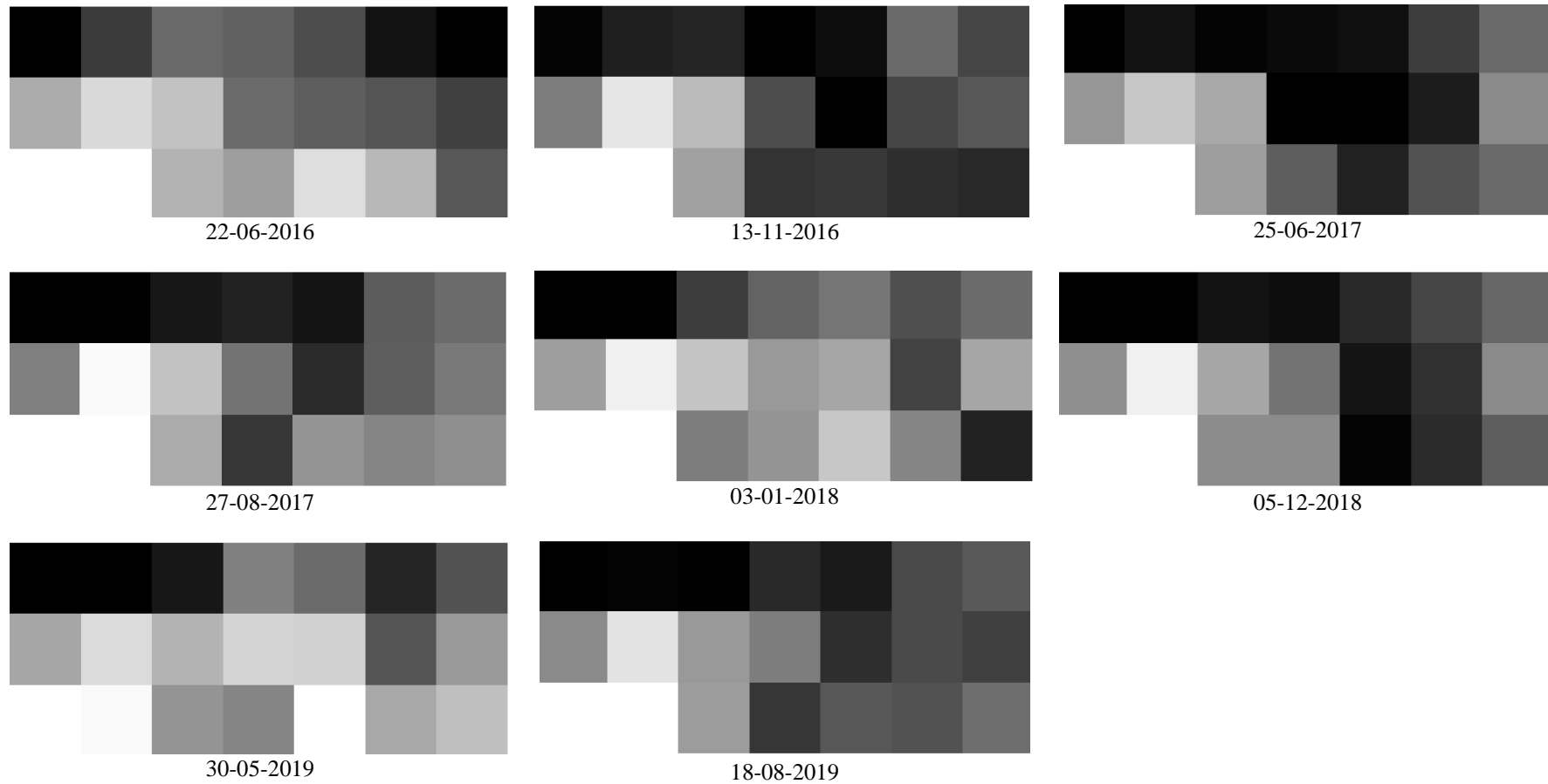
*Figura 26.* Escena de las bandas 5 de las imágenes satelitales con corrección atmosférica.

ANEXO N°9: ESCENAS DE NDVI CAPTURADAS EN LAS MUESTRAS DE PASTO.



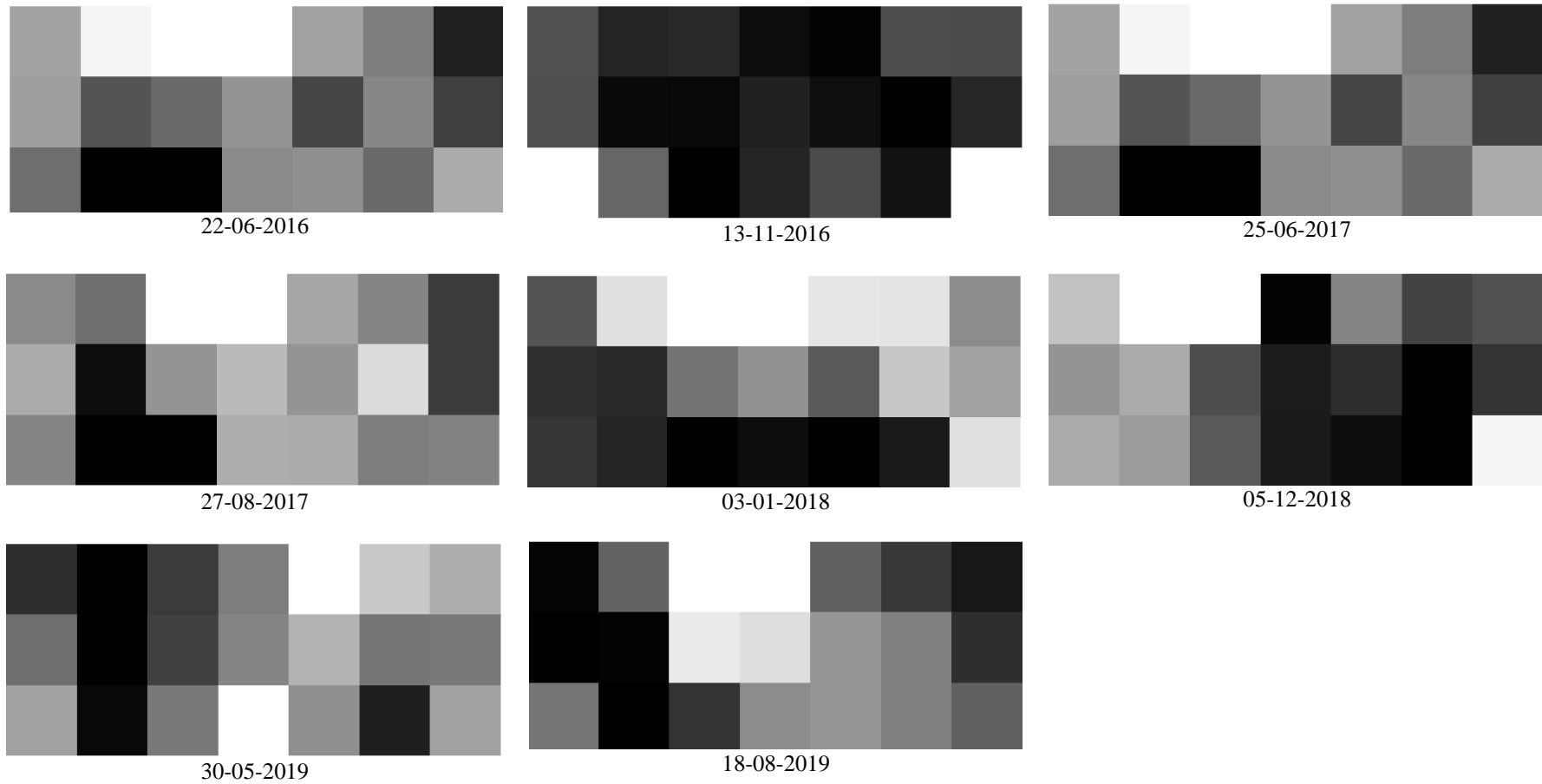
*Figura 27.* Escenas de NDVI capturada en muestras de pasto.

ANEXO N°10: ESCENAS DE NDVI CAPTURADAS EN LAS MUESTRAS DE BOSQUE.



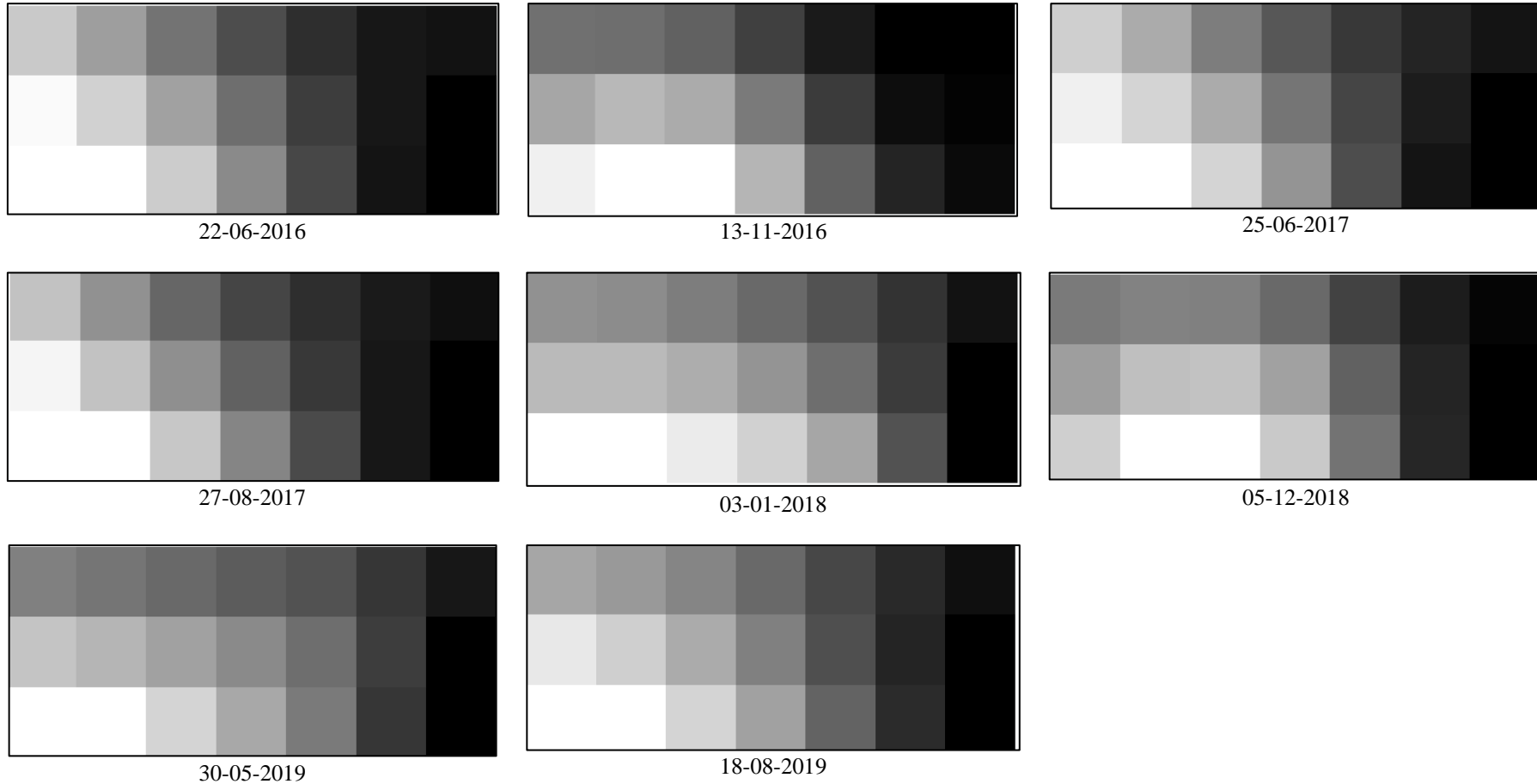
**Figura 28.** Escenas de NDVI capturada en muestras de bosque.

ANEXO N°11: ESCENAS DE NDVI CAPTURADAS EN LAS MUESTRAS AGRÍCOLAS.



*Figura 29.* Escenas de NDVI capturada en muestras agrícolas.

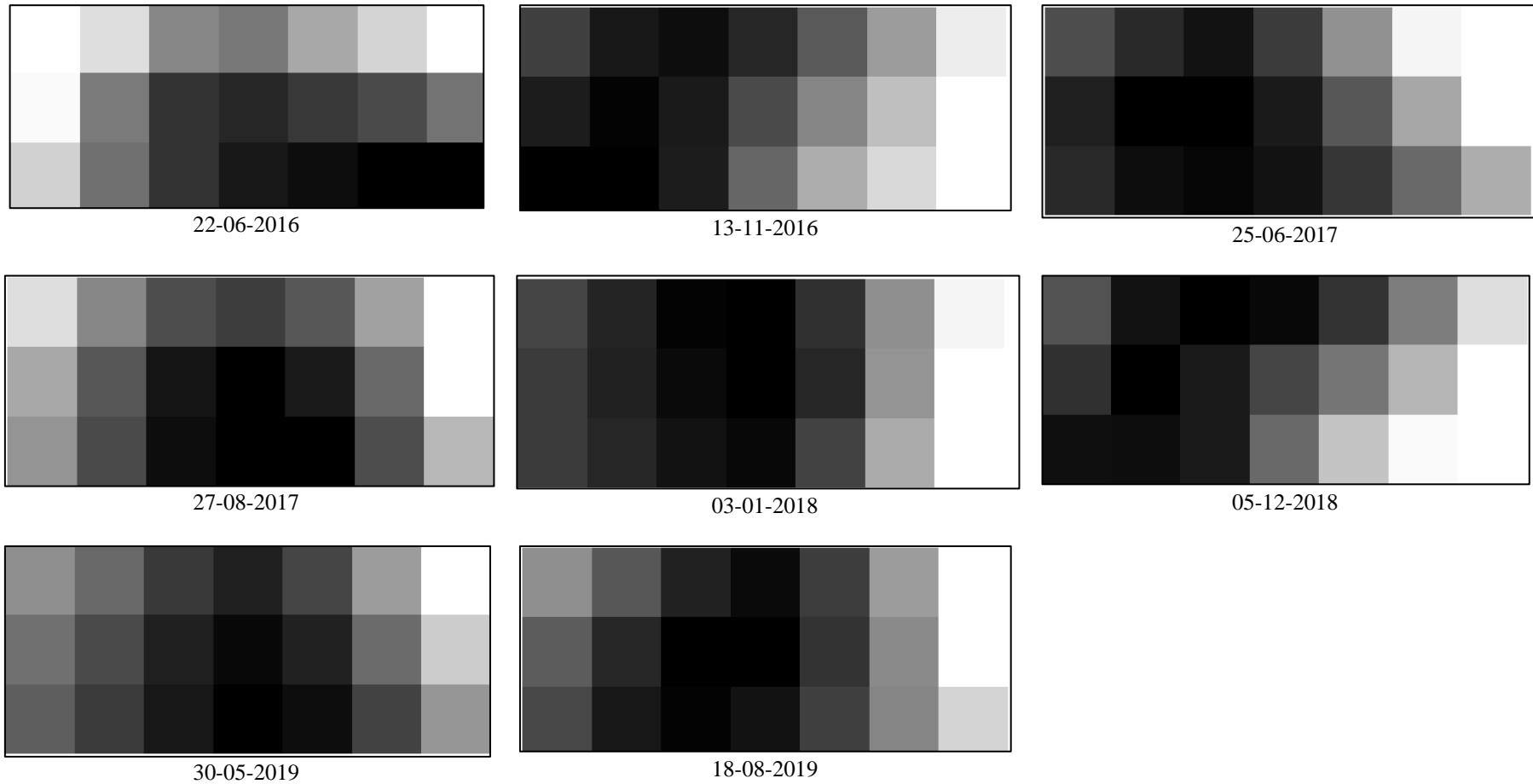
ANEXO N°12: ESCENAS DE LST CAPTURADAS EN LAS MUESTRAS DE PASTO.



*Figura 30.* Escenas de NDVI capturadas en muestras de pasto.

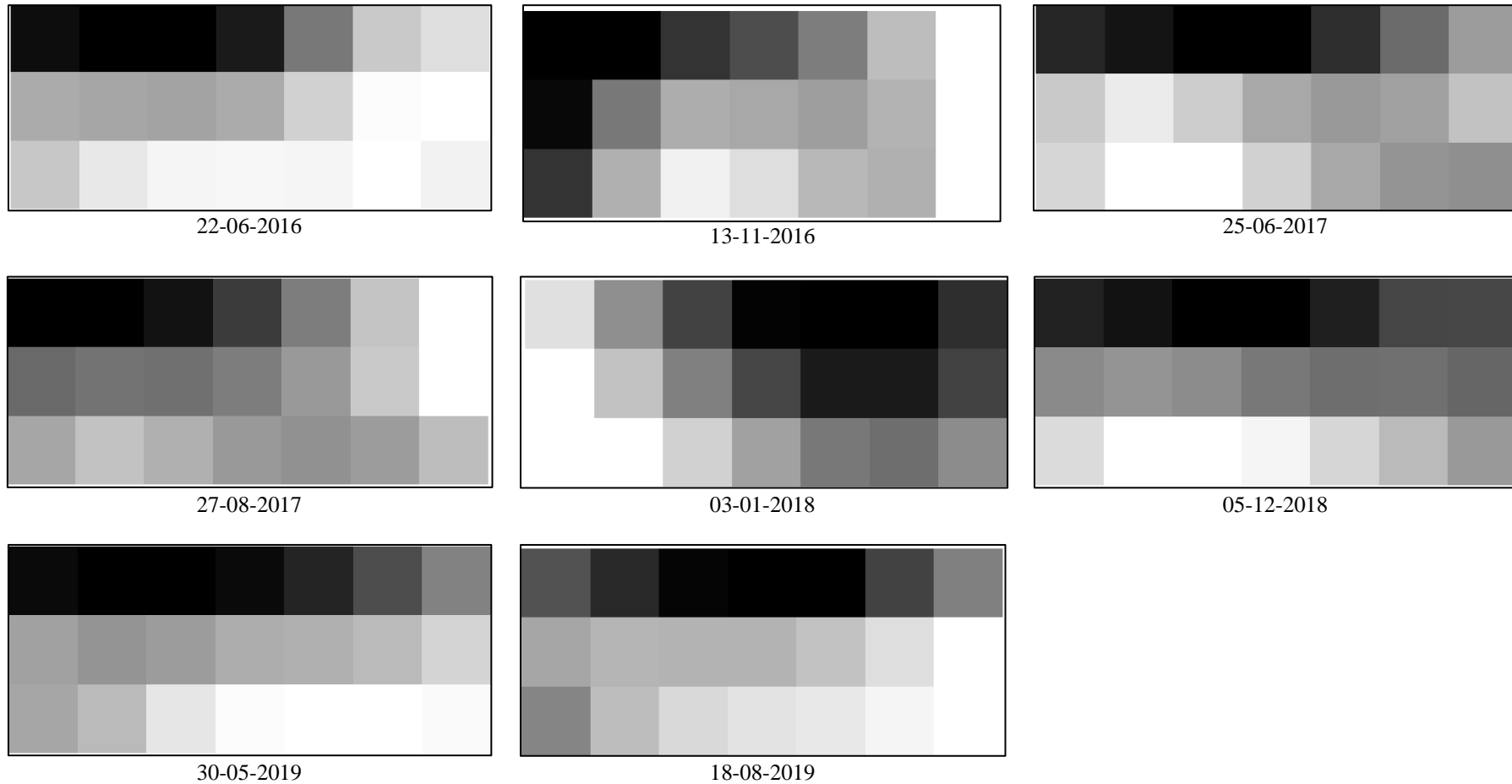


ANEXO N°13: ESCENAS DE LST CAPTURADAS EN LAS MUESTRAS DE BOSQUE.



**Figura 31.** Escenas de NDVI capturadas en muestras de bosque.

ANEXO N°14: ESCENAS DE LST CAPTURADAS EN LAS MUESTRAS AGRÍCOLAS.



**Figura 32.** Escenas de NDVI capturadas en muestras agrícolas.